

Méthodologie de mise en œuvre d'un dispositif de réalité augmentée en milieu industriel : application à la maintenance

Quentin Loizeau

▶ **To cite this version:**

Quentin Loizeau. Méthodologie de mise en œuvre d'un dispositif de réalité augmentée en milieu industriel : application à la maintenance. Génie des procédés. HESAM Université, 2021. Français. NNT : 2021HESAE036 . tel-03678641

HAL Id: tel-03678641
https://pastel.hal.science/tel-03678641

Submitted on 25 May 2022

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

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

HESAM UNIVERSITÉ

Arts et Métiers Sciences et Technologies

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DES MÉTIERS DE L'INGÉNIEUR
Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Physiques et Numériques (LISPEN)
EA7515 – Campus de Cluny – Institut Image de Chalon-sur-Saône

THÈSE

présentée par : **Quentin LOIZEAU**

soutenue le : **08 juillet 2021**

pour obtenir le grade de : **Docteur d'HESAM Université**

préparée à : **École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers**

Spécialité : **Génie Industriel**

Méthodologie de mise en œuvre d'un dispositif de réalité augmentée en milieu industriel : application à la maintenance

THÈSE dirigée par :
M. MERIENNE Frédéric

et co-encadrée par :
Mme DANGLADE Florence et M. ABABSA Fakhreddine

Jury

Mme Saida BOUAKAZ, Professeur, LIRIS – UMR 5205, Université Lyon 1	Présidente
M. Florent LAROCHE, Docteur HDR, LS2N – UMR 6004, Ecole Centrale de Nantes	Rapporteur
M. Frédéric NOËL, Professeur, Département Génie Industriel, Grenoble INP	Rapporteur
M. Frédéric MERIENNE, Professeur, LISPEN – EA7515, ENSAM	Examinateur
Mme Florence DANGLADE, Professeur, LISPEN – EA7515, ENSAM	Examinatrice
M. Fakhreddine ABABSA, Professeur, LISPEN – EA7515, ENSAM	Examinateur
M. Francis ROSSIGNOL, VP Smart Factory, Safran Landing Systems	Invité

THÈSE

A ma famille, mes amis, et mes collègues qui m'ont accompagné tout au long de cette aventure !

Remerciements

Je tiens à remercier l'ensemble des personnes avec qui j'ai eu l'occasion d'échanger durant ces trois années et qui ont participé, de près ou de loin à ces travaux.

Mes remerciements vont à mes encadrants de l'Institut Image de Chalon-sur-Saône, Frédéric Merienne, Florence Danglade et Fakhreddine Ababsa qui m'ont accompagné durant la réalisation de ces travaux. Ils ont su m'apporter leur soutien lors des différentes phases du projet et enrichir mon approche d'un tel sujet. Je tiens tout particulièrement à remercier Florian Fraisse et Francis Rossignol de Safran Landing Systems qui m'ont accueilli dans leur équipe durant ces trois années. Ils m'ont transmis leur passion de l'aéronautique, leur rigueur, leur pragmatisme et leur vision du partage et de la communication qui ont fait le succès de ce projet.

Je remercie également tous les collaborateurs du projet ARGO avec qui j'ai eu l'occasion de faire équipe chez Safran Landing Systems. Jonathan Virot qui nous a rejoint à Vélizy durant la dernière année, Mickaël Grasser et les équipes de Molsheim précurseurs pour la mise en place des premiers dispositifs à l'assemblage, Jacques Calabet et les équipes de Gloucester qui ont suivi pour la mise en place de la technologie à l'inspection, et les équipes des autres sites qui se lancent à leur tour dans l'aventure (Christophe Chebroux à Bidos, Jigar Prajapati à Toronto, Robson Tseu à Singapour, Éric Boucher à Montréal). Chez Safran, j'ai également côtoyé de nombreux étudiants en fin d'études, et notamment Pierre Ravanne pour l'évaluation des outils de réalité augmentée et la création de bases de données, Guillaume Klein pour les tâches de démontage, Antoine Fischini pour les tâches d'assemblage, Grégoire Mompeu pour les tâches d'inspection, ainsi que l'ensemble des acteurs successifs de l'équipe SAM.

Je termine ces remerciements avec les autres équipes qui ont joué un rôle dans ce projet, Thierry Laboubée à l'informatique ; Nicolas Lepape, Laura Dos Santos, Farad Bohlah, Stéphane Monton, Yann Siehen du Comité RV / RA du groupe Safran ; Vincent Vilaine, Marion Genaix, Arnaud Myon, Tangi Meyer, Lionnel Joussemet de Diota ; Caroline Lefebvre, Maude Patouly, Nathalie Laroche, Géraldine Roux, Florence Dumard pour les aspects administratifs liés à Safran, à l'ENSAM et à l'Ecole Doctorale.

Ces échanges ont toujours été l'occasion de discussions enrichissantes.
Encore une fois, merci à tous !

Résumé

La réalité augmentée (RA) se déploie progressivement dans l'industrie sur des tâches très spécifiques. Ce déploiement est freiné par le manque d'informations sur la valeur ajoutée réelle de la RA. Les travaux antérieurs soulignent son intérêt sur des tâches complexes où l'humain interagit avec de nombreuses informations. Cependant la valeur ajoutée de la RA en contexte industriel est difficile à démontrer sur ces tâches pour lesquelles il n'est pas possible de transposer des résultats observés en laboratoire et les expérimentations mobilisent de nombreuses ressources. Nous proposons un modèle de données permettant de caractériser les tâches de maintenance complexes et tenant compte de l'impact de la RA sur les performances et les utilisateurs pour l'entrainement d'algorithmes de classification à prédire cet impact avant déploiement. Nous expérimentons sur le terrain pour conduire l'évaluation des critères sélectionnés et collecter des données pour alimenter le processus de classification. Ces travaux mènent à la sélection des caractéristiques les plus pertinentes pour la prédiction de la valeur ajoutée de la RA sur des tâches de maintenance complexes.

Mots-clés : Réalité Augmentée, Maintenance, Modélisation, Critères d'évaluation, Tâches complexes, Classification, Industrie 4.0, Déploiement

Résumé en anglais

Augmented reality (AR) is gradually being deployed in industry on very specific tasks. This deployment is hampered by the lack of information on the real added value of AR. Previous work highlights its relevance on complex tasks where humans interact with a lot of information. However, the added value of AR in an industrial context is difficult to demonstrate on these tasks for which it is not possible to transpose results observed in the laboratory and the experiments mobilize many resources. We provide a data model for characterizing complex maintenance tasks, which considers the impact of AR on performance and users, for training classification algorithms to predict this impact before deployment. We are experimenting in the field to evaluate the selected assessment criteria and collect data to feed into the classification process. This work leads to the selection of the most relevant characteristics for the prediction of the added value of AR on complex maintenance tasks.

Keywords: Augmented Reality, Maintenance, Modeling, Evaluation criteria, Complex tasks, Classification, Industry 4.0, Deployment

Table des matières

Remerciements 3
Résumé 4
Résumé en anglais 5
Table des matières 6
Liste des tableaux 10
Liste des figures 11
Liste des annexes 14
Introduction 15
Contexte et objectif des travaux 16
Objectifs de la thèse 18
Structure du manuscrit 20
Première partie Etat de l'art 21
1. La réalité augmentée dans l'industrie 22
1.1. Introduction 22
1.2. Historique de la réalité augmentée 23
1.3. Aspects essentiels pour la réalité augmentée 24
1.4. Positionnement spatial 25
1.5. Organisation du contenu 28
1.6. Restitution visuelle 30
1.7. Fonctionnalités de la réalité augmentée 32
1.8. Synthèse des technologies de réalité augmentée 33
1.9. Intérêt de la réalité augmentée dans l'industrie 34
1.10. Intérêt de la réalité augmentée dans la maintenance industrielle 38
1.11. Intérêt de la réalité augmentée dans le secteur aéronautique 39
1.12. Synthèse sur l'intérêt de la réalité augmentée pour la maintenance aéronautique 42
1.13. Evaluation de la réalité augmentée 43
1.14. Discussion et synthèse 45
2. Le processus de maintenance aéronautique 47
2.1. Introduction 47
2.2. Défis de la maintenance aéronautique 47
2.3. Contraintes et besoins en maintenance aéronautique 50
2.4. Environnement MRO – Maintenance, Repair & Overhaul 51

2.5. Tâches de maintenance aéronautique 52
2.6. Impact potentiel de la réalité augmentée 54
2.7. Indicateurs de performance clés en maintenance 55
2.8. Modélisation de tâches industrielles 55
2.9. Modélisation de tâches assistées par la réalité augmentée 57
2.10. Synthèse 59
3. Prédiction par classification supervisée 60
3.1. Introduction 60
3.2. Apprentissage automatique 60
3.3. Algorithmes de classification supervisée 61
3.4. Processus de classification 63
3.5. Préparation des données 63
3.6. Sélection d'un classifieur 65
3.7. Synthèse 68
Deuxième partie Problématique et méthodologie 69
1. Problématique & Méthodologie 70
1.1. Contexte 70
1.2. Problématique 71
2. Travaux préliminaires 75
2.1. Introduction 75
2.2. Approche en trois dimensions 75
2.3. Création de contenu 76
2.4. Méthodologie d'implémentation 78
2.5. Phase de pilote 79
2.6. Synthèse 80
Troisième partie Modélisation des tâches de maintenance industrielle complexes 81
1. Introduction 82
1.1. Objectif 82
1.2. Questions de recherche 82
1.3. Démarche mise en œuvre 83
2. Sélection des critères d'évaluation 85
2.1. Démarche de sélection des critères d'évaluation 85
2.2. Critères d'évaluation dans la littérature 85

2.3. Proposition d'évaluation 88
2.4. Critères sélectionnés 89
3. Construction du modèle de données 90
3.1. Démarche et hypothèse de travail 90
3.2. Modélisation des tâches de maintenance 91
4. Adaptation du processus de classification 96
4.1. Acquisition des données terrain 96
4.2. Traitement des données 98
4.3. Sélection des caractéristiques 99
4.4. Entrainement et sélection des algorithmes 101
5. Sélection des tâches et dispositifs de réalité augmentée 103
5.1. Sélection de tâches de maintenance 103
5.2. Choix de la solution de réalité augmentée 103
6. Synthèse des travaux de modélisation 107
Quatrième partie Expérimentations et évaluation du modèle 109
1. Introduction 110
1.1. Objectifs et questions de recherche 110
1.2. Questions de recherche 110
1.3. Démarche mise en œuvre 111
2. Evaluation d'une tâche de démontage 112
2.1. Introduction 112
2.2. Préparation de l'expérimentation 113
2.3. Conditions expérimentales 114
2.4. Résultats de l'évaluation sur une tâche de démontage 116
2.5. Analyse des résultats 117
3. Evaluation d'une tâche d'assemblage en atelier 118
3.1. Introduction 118
3.2. Préparation de l'expérimentation 119
3.3. Protocole expérimental 120
3.4. Résultats de l'évaluation sur les différents profils d'utilisateurs 122
3.5. Analyse des résultats 124
3.6. Limites et poursuite des travaux 126
4. Modèle et classification 128

4.1. Acquisition et préparation des données 128
4.2. Sélection des caractéristiques pertinentes 130
4.3. Utilisation du modèle 135
4.4. Entrainement et évaluation des classifieurs 137
5. Synthèse des travaux d'évaluation 139
Conclusion 141
Synthèse des contributions 142
Rappel du contexte 142
Objectif des travaux 143
Axe 1 – Etude préliminaire 144
Axe 2 – Critère d'évaluation 144
Axe 3 – Caractérisation des tâches 147
Résultats et perspectives 150
Synthèse 150
Perspectives 151
Résumé 171
Résumé en anglais 171

Liste des tableaux

Tableau 1 : Avantages, inconvénients et maturité des technologies de la réalité augmentée .. 33
Tableau 2 : Synthèse des travaux identifié 37
Tableau 3 : Synthèse des critères d'évaluation de la réalité augmentée en milieu industriel .. 43
Tableau 4 : Besoins associés aux tâches pouvant être adressés avec la réalité augmentée 54
Tableau 5 : Algorithmes de classification supervisée 62
Tableau 6 : Répartition des types de mesures de la réalité augmentée dans la littérature 87
Tableau 7 : Possibilités d'évaluation de la réalité augmentée 88
Tableau 8 : Tableau récapitulatif des caractéristiques identifiées pour décrire une tâche de maintenance complexe (+ sélection des caractéristiques clés en partie 4) 94
Tableau 9 : Synthèse des conditions expérimentales sur la tâche de démontage 115
Tableau 10 : Répartition des opérateurs en différents profils en fonction des connaissances 119
Tableau 11 : Synthèse des conditions expérimentales sur la tâche d'assemblage 121
Tableau 12 : Résultats quantitatifs de l'évaluation de l'impact de la réalité augmentée sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs 122
Tableau 13 : Synthèse des caractéristiques du modèles sélectionnées à la suite de l'analyse des corrélations sur le jeu de données collecté lors des expérimentations 133
Tableau 14 : Affectation des valeurs du modèle pour l'installation des supports C-01 & C-02 136
Tableau 15 : Résultats de l'évaluation des performances des algorithmes de classification avec différents paramètres sur l'ensemble de données traitées 138

Liste des figures

Figure 1 : Axes de travail pour déterminer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes et indication des parties du manuscrit concernées 19
Figure 2 : Illustration d'un dispositif de réalité augmentée superposant des modèles 3D à un équipement réel (SLS-2019) 22
Figure 3 : Dispositifs de réalité augmentée (a) Sword of Damoclès (Sutherland-1968) et (b) casque à affichage tête haute transparent (Caudell-1992)..... 23
Figure 4 : Continuum entre la réalité et la virtualité proposée par Milgram (Milgram-1994a)24
Figure 5 : Principaux aspects d'un dispositif de réalité augmentée 25
Figure 6 : Exemples de techniques de reconnaissance de l'environnement (a) avec marqueurs, (b) avec image, (c) avec modèle 3D, (d) avec scan de l'environnement 27
Figure 7 : Etapes de gestion du contenu pour la réalité augmentée 28
Figure 8 : Schéma de concept de solutions de réalité augmentée (a) OST, (b) VST et (c) SAR 30
Figure 9 : Exemple de matériels disponibles pour la réalité augmentée de type (a) station fixe, (b) station mobile, (c) tablette, (d) smartphone, (e) casque et (f) projecteur 31
Figure 10 : Fonctionnalités des dispositifs de réalité augmentée..... 32
Figure 11 : Exemples d'applications de la réalité augmentée dans les domaines (a) du culturel (Cluny-2020), (b) du commercial (VirtualMirror-2020), (c) de la vie pratique (FlightRadar-2020) et (d) du divertissement (HoloLens-2020) 34
Figure 12 : Exemples d'applications de la réalité augmentée dans les domaines (a) de l'industrie (Immersion-2020), (b) du médical (Frigo-2016) et (c) du bâtiment (Arashpour-2017) .. 35
Figure 13 : Répartition des domaines d'application de la réalité augmentée et des tâches de maintenance concernées (Palmarini-2018) 38
Figure 14 : Exemple d'usages de la réalité en aéronautique chez (a) Lockheed Martin Space, (b) US Air Force et (c) Japan Airlines 41
Figure 15 : Exemples d'usages de la réalité augmentée chez (a) Safran Electrical & Power (SEP-2017), (b) Safran Nacelles (SNA-2017) et (c) Safran Aircraft Engines (SAE-2018)..... 42
Figure 16 : Exemples de documents de travails utilisés pour réaliser une tâche de maintenance aéronautique 48
Figure 17 : Prévisions Airbus de l'évolution de la flotte en circulation sur 20 ans en 2019 ... 49
Figure 18 : Ensemble des documents papier intervenants lors d'une opération de MRO et extrait de document CMM au format ATA2000..... 51

Figure 19 : Activités de maintenance dans le cycle de vie d'un équipement aéronautique 53
Figure 20 : Ontologie de représentation des processus d'assemblage (Wang-2016) 58
Figure 21 : Vue d'ensemble du processus de préparation des données et d'entrainement pour la construction d'un classifieur 63
Figure 22 : Principe d'évaluation par la méthode de validation croisée en 5 parties 66
Figure 23 : Matrice de confusion pour l'évaluation de la performance d'un classificateur 66
Figure 24 : Exemples de courbe ROC représentant (a) une bonne classification, (b) une classification aléatoire et (c) une mauvaise classification 67
Figure 25 : Synthèse des axes de travail pour la détermination de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes 72
Figure 26 : Démarche des travaux / Axe 1 – Etude préliminaire 72
Figure 27 : Démarche des travaux / Axe 2 – Critères d'évaluation 73
Figure 28 : Démarche des travaux / Axe 3 – Caractérisation des tâches de maintenance 74
Figure 29 : Approche d'implémentation selon les dimensions Utilisateurs/Usage/Technologie 76
Figure 30 : Etapes de création d'une application de réalité augmentée adaptée à une tâche ... 77
Figure 31 : Méthodologie d'implémentation d'une application de réalité augmentée en milieu industriel au travers d'un projet pilote 79
Figure 32 : Démarche mise en œuvre dans les parties 3 et 4 84
Figure 33 : Schéma représentant les neuf catégories de caractéristiques identifiées pour représenter une tâche ou une sous-tâche 93
Figure 34 : Processus de préparation des données et d'entrainement pour la construction d'un classifieur 96
Figure 35 : Processus de classification – Etape 1 – Acquisition des données 97
Figure 36 : Processus de classification – Etape 2 – Traitement des données 98
Figure 37 : Processus de classification – Etape 3 – Sélection des caractéristiques 99
Figure 38 : Processus de classification – Etapes 4 & 5 – Entrainement, évaluation des classifieurs et prédiction des bénéfices 101
Figure 39 : Gestion de contenus de réalité augmentée avec la suite logicielle Diota 2.X 105
Figure 40 : Choix du matériel de réalité augmentée en fonction des conditions d'utilisation 106
Figure 41 : Illustration de la tâche de démontage sélectionnée pour l'évaluation 112
Figure 42 : Maquette utilisée pour l'évaluation de l'impact de la réalité augmentée sur une tâche de démontage 113

Figure 43 : Gains de temps total sur une tâche de démontage hors atelier avec différents profils d'utilisateurs 116
Figure 44 : Gains qualitatifs sur une tâche de démontage hors atelier avec différents profils d'utilisateurs au travers du (a) Score TLX et du (b) Score SUS 117
Figure 45 : Illustration de la tâche d'assemblage sélectionnée pour l'évaluation et utilisation d'un poste de travail mobile 118
Figure 46 : Gains de temps total sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs (moyenne pondérée en fonction du nombre d'utilisateur) 123
Figure 47 : Gain sur le rapport compréhension / action total sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs 123
Figure 48 : Gains qualitatifs sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs au travers du (a) Score TLX et du (b) Score SUS 123
Figure 49 : Répartition des tâches dans le processus de maintenance aéronautique 128
Figure 50 : Tâche de maintenance assistée par un dispositif de réalité augmentée lors d'expérimentations pour l'évaluation des bénéfices de la réalité augmentée 128
Figure 51 : Extrait du jeu de données collecté avec identification des données 129
Figure 52 : Matrice de corrélation entre les caractéristiques basées sur l'ensemble de données acquise (a) avant et (b) après réduction du nombre de caractéristiques 132
Figure 53 : Cercle de corrélation présentant l'importance des caractéristiques pour les principales composantes de l'analyse en composantes principales 134
Figure 54 : Modèle 3D représentant l'état final du sous-ensemble de la tâche 01 135

Liste des annexes

Annexe 167
Annexe 1 – Questionnaire NASA-TLX 168
Annexe 2 – Questionnaire SUS 169
Annexe 3 – Grille de relevé des temps par sous-tâche 170

Introduction

Contexte et objectif des travaux

Les travaux de thèse présentés dans ce document portent sur le développement de méthodes et d'outils pour permettre la mise en place de dispositifs de réalité augmentée dans le milieu de la maintenance industrielle, plus particulièrement dans l'aéronautique, et faciliter son déploiement dans ce secteur industriel. L'introduction de la technologie de réalité augmentée dans les activités de maintenance aéronautique a pour but d'assister les opérateurs dans la réalisation des nombreuses et complexes tâches du processus de maintenance des équipements aéronautiques. Ces travaux s'inscrivent dans une démarche collaborative entre le groupe Safran, représenté par l'entité Safran Landing Systems[1] et les Arts et Métiers, représentés par l'Institut Image de Chalon-sur-Saône. Ils font également intervenir Diota[2] en tant que partenaire technologique pour l'usage d'outils de réalité augmentée pour l'industrie.

Le groupe Safran entreprend plusieurs travaux d'amélioration pour rester leader dans le marché compétitif des équipements aéronautiques. L'un de ces axes majeurs d'amélioration porte sur la numérisation des activités. Safran cherche à s'approprier l'usage de nouvelles technologies du numérique, à savoir l'analyse de données, l'intelligence artificielle, l'internet des objets, la cobotique, le jumeau numérique et la réalité augmentée pour moderniser les activités et faire face aux transformations du secteur. Le secteur aéronautique est sujet à des transformations d'échelle (volume de produits en circulation), démographique (main d'œuvre) et numérique (outils). Ces transformations impactent l'activité de maintenance répartie dans les ateliers et aéroports à travers le monde, que ce soit chez les équipementiers, chez les avionneurs ou les compagnies aériennes qui exploitent ces équipements. Dans ce contexte, les travaux présentés dans ce document visent à permettre la mise en place de la réalité augmentée pour l'assistance aux activités de maintenance complexes du secteur industriel aéronautique.

Les transformations du secteur aéronautique impactent la performance de ces activités. Dans le contexte initial des travaux, le secteur était en pleine expansion. La demande croissante en équipement nécessitait d'accroitre les effectifs d'opérateurs en formant de nouveaux techniciens débutants pour suivre cette demande. À la suite de la crise sanitaire de 2020, la demande a été fortement diminuée. Cependant, les activités de maintenance doivent assurer le maintien en fonctionnement de la flotte actuelle avec des ressources restreintes. Ces situations alimentent la transformation démographique du secteur qui est dans une période de

[1] https://www.safran-landing-systems.com/fr
[2] https://diota.com/

renouvellement de ses effectifs expérimentés qui partent à la retraite. Ils sont remplacés par de jeunes techniciens qui doivent être opérationnels rapidement pour compenser le rythme des départs et suivre l'évolution de la demande. Cependant, la complexité des tâches, des produits, des configurations d'équipements, des supports de travail et la réduction des disponibilités des experts rend la formation des nouveaux techniciens difficile sur les supports de travail actuels. Le développement du numérique donne l'opportunité d'envisager de nouvelles manières de travailler et de transformer les activités en interagissant plus intelligemment avec les données impliquées dans la réalisation des tâches. De nouveaux outils peuvent être mis à disposition des opérateurs pour faciliter leur travail quotidien et réduire les besoins en formation initiale. Il est notamment envisageable de prolonger l'usage de la maquette numérique, élaborée en phase de conception pour la production des équipements, jusqu'aux activités de maintenance en atelier.

L'activité de MRO (pour Maintenance, Repair & Overhaul) nécessite de suivre des procédures de maintenance complexe pour le suivi individuel de chaque équipement aéronautique. Elle se base sur une documentation technique réglementaire, éditée au format standard PDF ou format web modulaire selon les spécifications S1000D (S1000D-2020), qui est complexe et difficile à appréhender. Les techniciens expérimentés sont maintenant habitués à son usage. Mais cette documentation manque d'interactivité pour les jeunes techniciens qui n'ont pas le temps de se l'approprier. Il serait possible d'adresser ce problème en modernisant les supports de travail avec l'usage de la réalité augmentée et de proposer une assistance numérique aux opérateurs pour faciliter la réalisation des tâches de maintenance.

Le contexte fait émerger un besoin d'assistance à la réalisation des tâches favorable au déploiement de la réalité augmentée qui adresse directement ce problème. Cependant, il existe peu de retours d'expérience dans l'industrie sur le déploiement de la réalité augmentée à grande échelle pour l'assistance sur des tâches de maintenance. Le manque de données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée pour l'assistance à la maintenance est un verrou qui limite le déploiement de la technologie. Il s'agit de définir précisément l'impact de la mise en place de la technologie pour ses enjeux industriels (performance, sûreté, qualité de vie au travail, ...) et comment la mettre en œuvre avec succès de manière optimale d'un point de vue technique (logiciels, matériels, contenus, intégration, …). Il est alors nécessaire pour Safran, comme pour toute entreprise effectuant des tâches de maintenance complexe, de mener des travaux de recherche pour déterminer comment répondre à ce besoin d'investiguer et de confirmer l'intérêt de l'usage de la technologie sur son activité et la faisabilité de l'implémentation en atelier.

Objectifs de la thèse

Dans ce contexte de transformation des activités de maintenance industrielle, les travaux présentés dans ce document ont pour but d'identifier les tâches de maintenance pour lesquelles la réalité augmentée apporte de la valeur ajoutée par l'implémentation de dispositifs de réalité augmentée sur des tâches spécifiques, l'évaluation de la valeur ajoutée sur le terrain et la modélisation des tâches pour généraliser les résultats sur de nouvelles tâches. L'objectif est de pouvoir permettre, accompagner et justifier le déploiement de la technologie de réalité augmentée dans un milieu industriel complexe tel que celui de la maintenance aéronautique.

Cette intégration de la réalité augmentée dans les activités de maintenance passe par la démonstration de sa viabilité (faisabilité technique et intérêt de l'usage). Pour déployer la technologie, il est nécessaire de savoir identifier les tâches à guider, identifier les outils logiciels et matériels utilisables, de prendre en compte les niveaux d'assistance nécessaires pour les différents profils d'opérateur et de construire des scénarios de réalité augmentée adaptés pour apporter de la valeur ajoutée. Se pose alors la question de savoir comment démontrer les bénéfices de la réalité augmentée pour l'assistance aux activités de maintenance complexes.

Des travaux en laboratoire et des preuves de concept en atelier montrent l'intérêt de l'utilisation de la réalité augmentée dans l'industrie à différentes étapes du cycle de vie des produits (Fite-Georgel), que ce soit en conception (Nee-2012), en production (Fraga-2018) ou en maintenance (Martinetti-2017). La réalité augmentée peut devenir un nouvel outil d'assistance aux opérateurs en atelier qui permet de visualiser, traiter et capter des informations sur les tâches en cours en temps réels. Cependant, la détermination de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches précises fait l'objet de peu d'études dans la littérature. De même, l'intégration de la technologie en atelier (processus métiers, acceptation des utilisateurs, environnement de travail, …), essentielle pour le passage des démonstrateurs à l'échelle industrielle, est peu documentée. Il n'existe pas de guide permettant d'identifier les tâches à assister par la réalité augmentée en fonction de la valeur ajoutée de l'assistance aux opérateurs sur ces tâches. De plus, les spécificités et la diversité des profils d'opérateurs en maintenance n'est pas considérée dans les travaux sur la réalisation et l'évaluation d'applications de réalité augmentée.

Les travaux de cette thèse proposent une méthodologie et des outils pour la mise en œuvre de dispositifs de réalité augmentée pour la maintenance, expérimentée sur des tâches de maintenance aéronautique, articulée selon trois axes (fig. 1) :

- Etude préliminaire - Travaux industriels préalables pour la construction et l'implémentation locale d'un dispositif de réalité augmentée adapté aux besoins des opérateurs sur une tâche spécifique pour permettre d'expérimenter sur le terrain. L'objectif est d'établir des éléments de méthodologie pour guider les industriels vers les choix de conception appropriés et pouvoir procéder à l'implémentation en contexte industriel (partie 2 section 2 & partie 3 section 5).

- Critères d'évaluation - Recherches sur l'évaluation de la valeur ajoutée d'un dispositif de réalité augmentée pour une tâche de maintenance. L'objectif est de définir la manière d'évaluer l'intérêt de la technologie sur une tâche par l'observation de critères communs (usage de la réalité augmentée, performances atelier) et la prise en compte des contraintes de l'environnement industriel.

- Caractérisation des tâches de maintenance - Recherches sur la modélisation des activités de maintenance pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée avant déploiement. L'objectif est de représenter les tâches avec des caractéristiques clés observables en atelier (structuration de données hétérogènes) pour entrainer un outil de classification supervisée capable de fournir une estimation de la valeur ajoutée généralisable sur de nouvelles tâches avant déploiement.

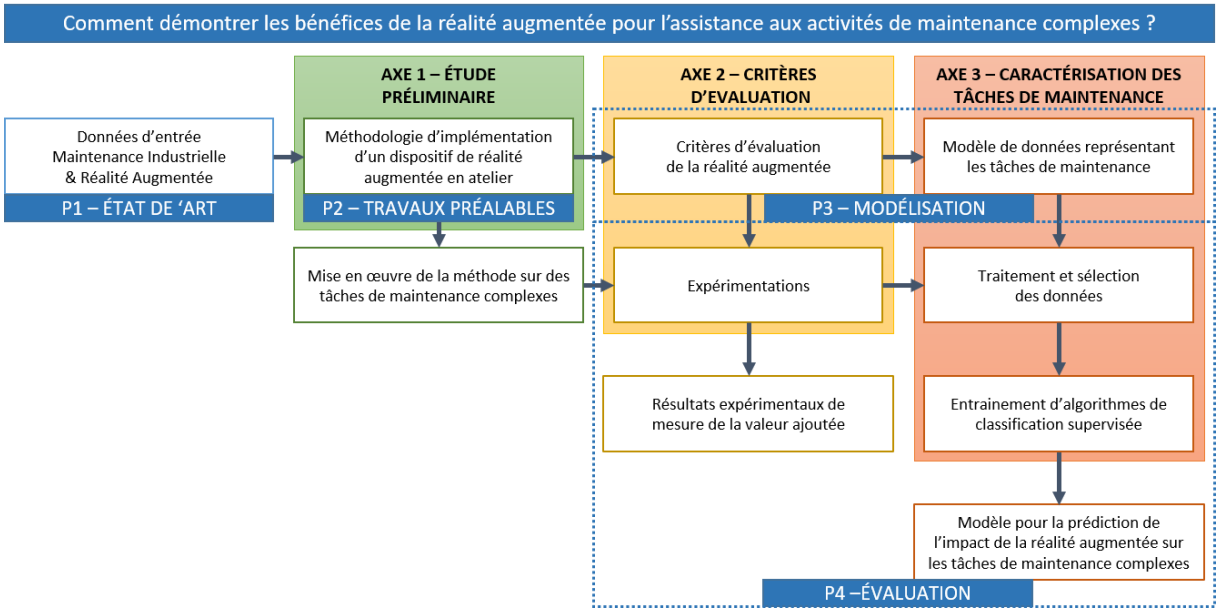


Figure 1 : Axes de travail pour déterminer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes et indication des parties du manuscrit concernées

Structure du manuscrit

Le manuscrit est construit en quatre parties (fig. 1). La première partie présente l'état de l'art concernant la réalité augmentée dans l'industrie, le processus de maintenance aéronautique et la prédiction par classification supervisée.

La deuxième partie explicite la problématique, les questions de recherche et la méthode de travail. Elle synthétise également les travaux industriels préalables nécessaires pour l'implémentation de dispositifs de réalité augmentée, intégrés au processus de travail sur des tâches spécifiques, utilisables par les opérateurs dans le cadre des expérimentations pour l'évaluation de la valeur ajoutée de la technologie.

La troisième partie propose une modélisation des activités de maintenance pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée. Cette modélisation se base sur l'analyse des tâches de maintenance, la sélection de critères d'évaluation de la réalité augmentée en milieu industriel et le processus de construction d'un classifieur pour définir quelles caractéristiques considérer pour la prédiction. L'objectif est de définir la structure de données adéquate, de déterminer comment mettre en œuvre le processus de classification et de sélectionner les tâches et solutions de réalité augmentée (logiciel et matériel) à déployer pour la collecte de données en atelier.

La quatrième partie présente l'évaluation de la valeur ajoutée de dispositifs de réalité augmentée sur le terrain et des choix faisables dans le processus de classification. L'objectif de cette partie est de mettre en œuvre le protocole expérimental (comparaison avec les supports de travail actuels) sur plusieurs types de tâches afin d'évaluer la pertinence de la méthode d'implémentation en vue des déploiements futurs, les critères d'évaluation et le modèle de données, ainsi que de collecter les données pour tester et sélectionner le processus de classification le plus performant. Ces expérimentations permettent d'évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches et les outils mis en place pour la généralisation de ces observations (modèle de données et processus de classification pour la prédiction).

La dernière partie du manuscrit synthétise les résultats obtenus pour conclure sur les travaux réalisés et ouvrir sur leur application dans d'autres domaines.

Première partie

Etat de l’art

1. La réalité augmentée dans l'industrie

1.1. Introduction

Cette section présente la technologie de réalité augmentée et les travaux liés à son intégration dans le secteur industriel. Il s'agit dans un premier temps de comprendre le fonctionnement de la réalité augmentée, de mettre en évidence les aspects essentielles de la technologie (logiciels, matériels, contenus, fonctionnalités) et d'identifier les solutions techniques associées. Le deuxième objectif est d'exposer l'intérêt de la réalité augmentée pour répondre aux problématiques des activités industrielles et de prendre connaissance des exemples d'usages à l'étude dans l'industrie (fig. 2). Le dernier objectif est d'analyser les différents outils et méthodes d'évaluation des bénéfices de la réalité augmentée existants afin de définir comment les appliquer dans un contexte de maintenance industriel.



Figure 2 : Illustration d'un dispositif de réalité augmentée superposant des modèles 3D à un équipement réel (SLS-2019)

1.2. Historique de la réalité augmentée

Nous utilisons le terme réalité augmentée pour désigner un système qui enrichit la perception qu'un utilisateur a d'une situation dans l'environnement réel en y superposant des éléments virtuels interactifs, localisés en trois dimensions, en temps réel (fig. 2). Cette augmentation est réalisée au moyen d'une interface de restitution visuelle, de capteurs et d'algorithmes pour le positionnement spatial, de contenu numérique 3D et de logiciels pour coordonner l'ensemble. Avec ces éléments, la réalité augmentée complète les informations d'une scène en y faisant apparaitre des données numériques pertinentes permettant de mieux comprendre les situations au travers d'une perception enrichie.

Le premier dispositif de réalité augmentée connu est conceptualisé par Sutherland en 1965 et mise en œuvre en 1968 (Sutherland-1968). Il s'agit d'un dispositif d'affichage porté sur la tête (HMD – Head Mounted Display) qui permet d'afficher un objet virtuel en 3D filaire, dont la perspective change avec le mouvement de la tête, en superposition sur l'environnement réel (fig. 3a). Le terme « réalité augmentée » est établi bien plus tard en 1992 par Caudell et Mizell (Caudell-1992). Ils définissent ce terme pour faire référence aux technologies combinées dans le dispositif de casque à affichage tête haute transparent qu'ils développent pour l'assistance sur des tâches de production manuelle en aéronautique (installation de câblages) (fig. 3b).

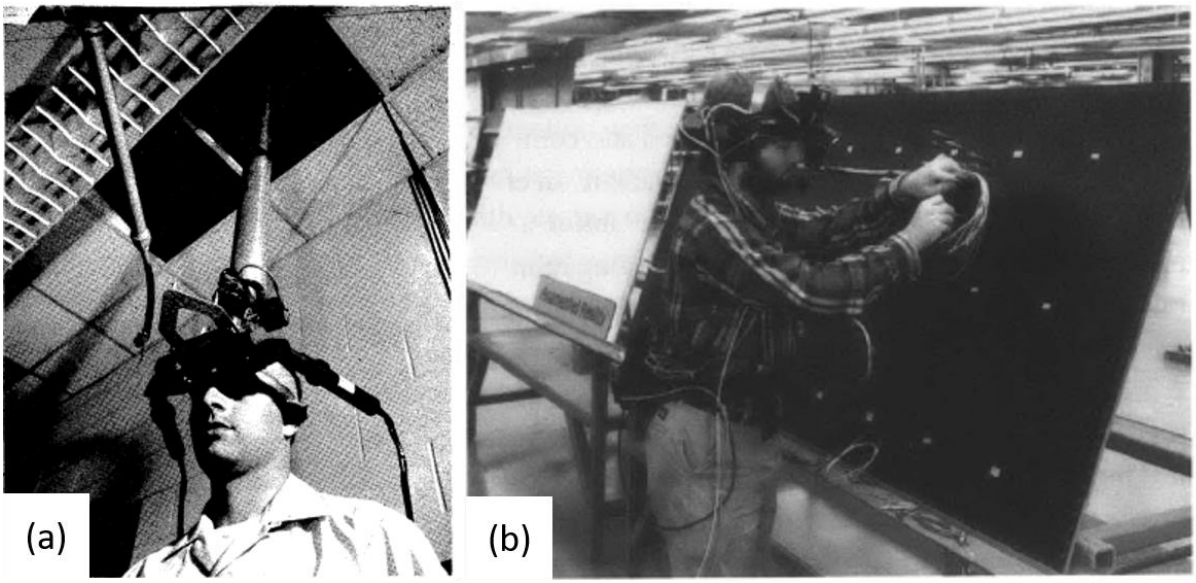


Figure 3 : Dispositifs de réalité augmentée (a) Sword of Damoclès (Sutherland-1968) et (b) casque à affichage tête haute transparent (Caudell-1992)

En 1994, Milgram et al. positionnent la réalité augmentée sur un continuum commun (fig. 4) à la réalité virtuelle à la suite d'une taxonomie des interfaces visuelles utilisées par ces technologies similaires dans les matériels et logiciels utilisés (Milgram-1994a). La réalité virtuelle est à une extrémité du continuum et immerge l'utilisateur dans un environnement virtuel intégrant des données réelles (position, mouvement de l'utilisateur) tandis que la réalité augmentée se positionne à l'autre extrémité, au plus proche de l'environnement réel, avec une intégration d'éléments virtuels.

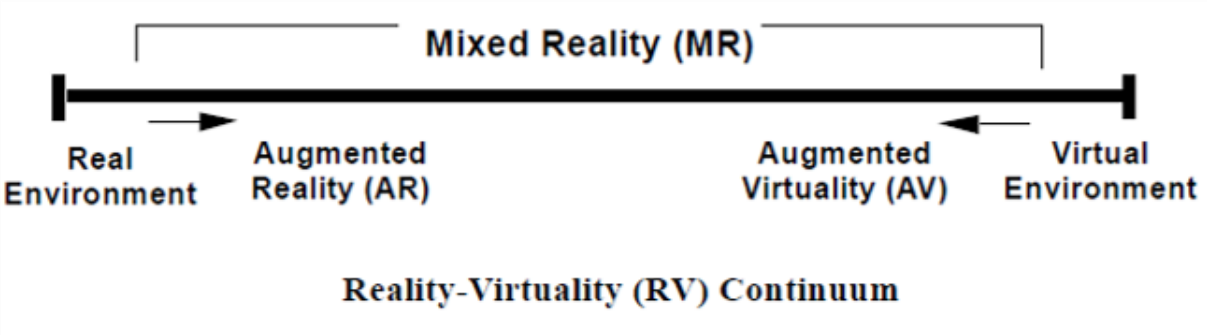


Figure 4 : Continuum entre la réalité et la virtualité proposée par Milgram (Milgram-1994a)

La définition de la technologie de réalité augmentée est alors établie par Azuma en 1997 (Azuma-1997) pour y intégrer les matériels autres que les casques, matériels de prédilection pour la réalité augmentée (Milgram-1994b), et faciliter son positionnement par rapport à des concepts adjacents, les environnements virtuels du côté artificiel et la télé-présence du côté du réel. Il définit un dispositif de réalité augmentée par « un système qui possède les trois caractéristiques suivantes : (1) Combine réel et virtuel, (2) Interaction en temps réel, (3) Inscrit en 3D ». Pour combiner des éléments virtuels avec le monde réel, à la fois dans l'espace, en trois dimensions, et dans le temps, de manière interactive en temps réel, un dispositif de réalité augmentée mobilise les quatre éléments présentés dans la sous-section suivante.

1.3. Aspects essentiels pour la réalité augmentée

Pour assurer sa fonction d'enrichissement de la perception de son utilisateur, un dispositif de réalité augmentée met en relation différentes briques logicielles et matérielles (Caudell-1992) que nous répartissons selon trois aspects. Il s'agit du positionnement spatial du dispositif dans l'environnement physique, l'organisation du contenu virtuel dans l'environnement numérique et la restitution visuelle des augmentations à l'utilisateur (fig. 5).

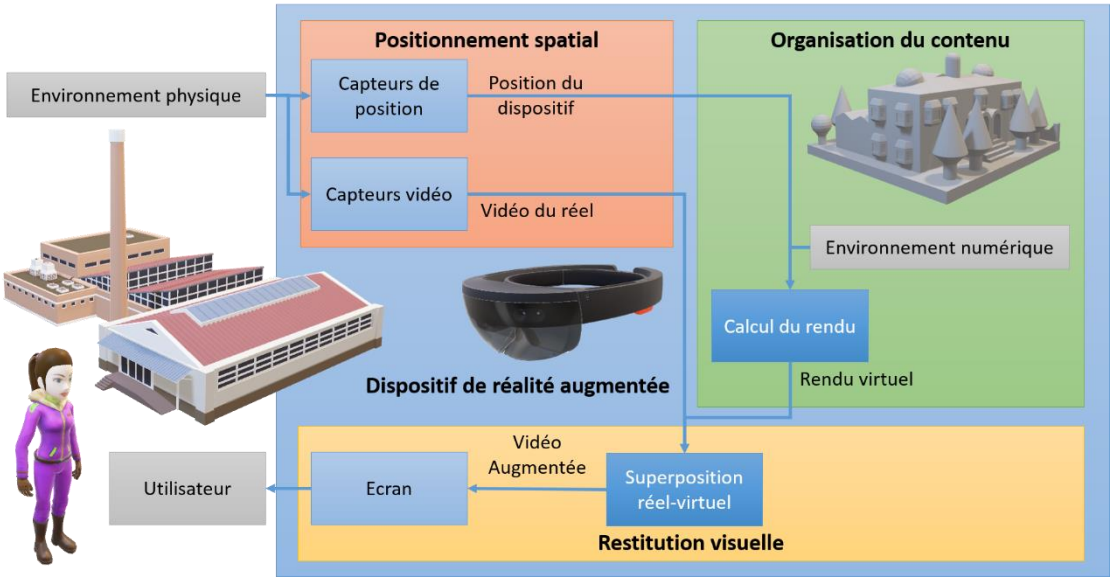


Figure 5 : Principaux aspects d'un dispositif de réalité augmentée

Le positionnement spatial utilise des capteurs, des gyroscopes, des caméras RGB et/ou des capteurs de profondeur pour collecter des informations sur l'environnement réel et identifier la position d'éléments de référence pour l'intégration des éléments numériques dans l'environnement physique. La superposition est réalisée par des algorithmes qui comparent les positions de ces éléments en physique et en numérique (localisation géographique, image 2D ou objet 3D). L'organisation du contenu virtuel consiste à créer les éléments virtuels (textes 1D, images 2D ou modèles 3D fixes ou animés) et programmer leur comportement dans l'environnement numérique (physique, interactions, réponse aux événements, …) afin qu'ils puissent évoluer en temps réel en fonction des actions de l'utilisateur et des données reçues par les capteurs. La restitution visuelle des augmentations à l'utilisateur (superposition des éléments numériques localisés dans l'environnement physique) est obtenue via des dispositifs d'affichage (écran transparent, écran opaque, projection). La mise en œuvre d'un dispositif de réalité augmentée nécessite de travailler avec une chaine logicielle intégrant ces trois aspects.

1.4. Positionnement spatial

La réalité augmentée repose sur un couplage entre des capteurs et des algorithmes de reconnaissance et de suivi conçus pour reconnaître des éléments de l'environnement physique (tels que des images ou des pièces) et suivre les mouvements du dispositif de réalité augmentée par rapport à ces éléments pour y superposer des éléments virtuels, au bon endroit et au bon moment dans le contexte d'utilisation.

Les premiers dispositifs de réalité augmentée nécessitaient de déterminer au préalable la position du dispositif d'affichage par rapport au regard de l'utilisateur et sa position dans l'environnement de travail. Cette position était réévaluée en temps réel au moyen d'informations provenant de capteurs de position (mécanique, par ultrason Sutherland-1968, magnétique Caudell-1992, …). Les progrès dans la miniaturisation des composants informatiques ont permis d'intégrer des capteurs de position dans des équipements de taille réduite. Dans de grands espaces extérieurs, les systèmes combinent l'utilisation de données GPS et de capteurs inertiels (gyroscopes & accéléromètres) pour calculer la position, l'orientation et les mouvements du dispositif de réalité augmentée (Zendjebil-2008). Cependant, l'utilisation dans des espaces intérieurs nécessitent plus de précision.

L'évolution des techniques de vision par ordinateur et de traitement d'image a permis l'émergence d'algorithmes de reconnaissance et de suivi pour calculer la position du dispositif avec une meilleure précision. Le suivi est réalisé grâce à des algorithmes de SLAM (pour Simultaneous Localization and Mapping) développés initialement dans le domaine de la robotique (Dissanayake-2001). Le rôle de ces algorithmes est de créer une carte de l'environnement, définir la position du dispositif dans l'environnement cartographié et mettre à jour les informations (cartographie et position) en temps réel de manière simultanée. Les algorithmes de SLAM visuel monoculaire permettent de connaitre la position d'un dispositif dans l'environnement réel avec l'utilisation d'une caméra 2D uniquement (Davison-2003).

La reconnaissance de l'environnement a dans un premier temps été possible grâce à la reconnaissance de marqueurs 2D (Fiducial markers) permettant d'identifier un objet, de calibrer le système et de recalculer ses coordonnées relatives à chaque instant (fig. 6a, Rekimoto-1998). Kato et al. ont développé l'un des premiers kits de développement pour la réalisation d'applications de réalité augmentée largement accessible au grand public, nommé ARToolKit, sur la base de ces techniques (Kato-1999).

La détection d'éléments discriminants sur des images 2D (Lowe-1999) a ensuite permis l'utilisation d'images en lieu et place de marqueurs (natural features, fig. 6b, Neumann-1999). Ces algorithmes facilitent l'intégration naturelle d'expériences de réalité augmentée au travers de différents supports (journaux, catalogues, affiches), cependant la qualité de la reconnaissance est dépendante des caractéristiques des images utilisées. Plusieurs kits de développement intégrants la reconnaissance d'éléments 2D sont disponibles (Wikitude, Kudan, Vuforia) pour le développement d'applications de réalité augmentée (Amin-2015).

La réalité augmentée dite sans marqueur apparait avec le développement de la reconnaissance basée sur des modèles 3D d'objets. Il s'agit de faire correspondre des caractéristiques observées sur des images 2D avec des caractéristiques calculées à priori sur des modèles 3D (fig. 6c, Beier-2003). Avec cette technique, les éléments virtuels sont superposés avec une bonne précision autour des pièces réelles et l'utilisation de la technologie est rendue plus transparente en supprimant l'installation de marqueurs dans l'environnement de travail. Des outils de développement d'applications intègrent cette technologie (Vuforia-2020, Diota-2020).

Les techniques de reconnaissance basée sur la détection de plans locaux se sont développées en parallèle (fig. 6d, Simon-2000). Des plans horizontaux et/ou verticaux sont utilisés pour la reconnaissance de l'environnement réel et la définition de points d'ancrage pour les éléments virtuels afin de se passer de l'installation de marqueurs physiques (Ferrari-2001). Les appareils de type smartphone ou casques intègrent des capteurs supplémentaires (accéléromètres, gyroscopes) et combinent ces données pour améliorer la précision globale du dispositif. Les principaux outils de développement intégrant cette technique sont les kits de développement Windows Mixed Reality (Microsoft-2020), ARKIT (Apple-2020) et ARCORE (Google-2020).

L'étape suivante sera de reconnaitre et suivre en temps réel des formes et des objets en combinant la segmentation d'images pour isoler les objets, le traitement d'image pour la création de maillages avec des techniques de scan 3D, et l'apprentissage automatique pour reconnaitre ces objets et les suivre dans l'espace en temps réels (Fuchs-2018).

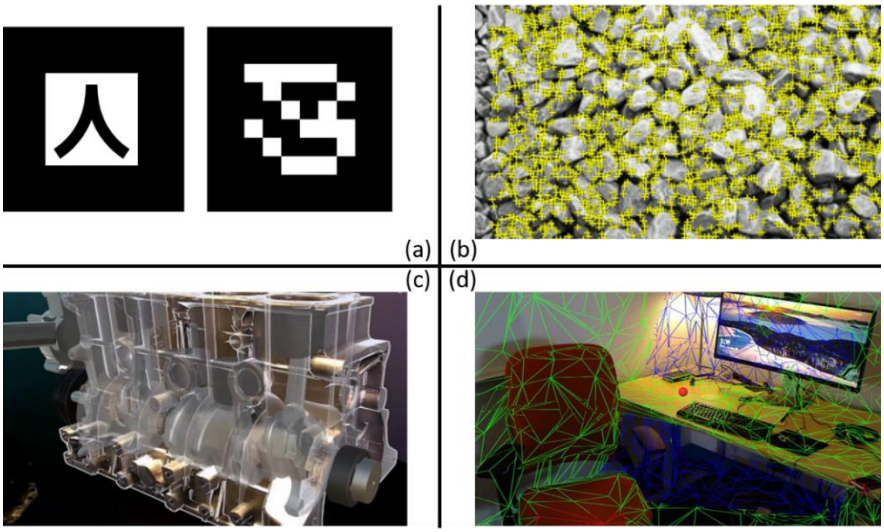


Figure 6 : Exemples de techniques de reconnaissance de l'environnement (a) avec marqueurs, (b) avec image, (c) avec modèle 3D, (d) avec scan de l'environnement

1.5. Organisation du contenu

Une application de réalité augmentée utilise du contenu numérique qu'elle superpose à l'environnement réel. La gestion du contenu requière l'usage de plusieurs classes de logiciels que ce soit pour préparer les données nécessaires (1D, 2D, 3D), définir les fonctionnalités et les interfaces de l'application ou scénariser l'ensemble pour correspondre à l'usage attendu (Nebeling-2018). Le contenu doit être créé (création) puis organisé dans un environnement virtuel (édition) avant d'être utilisé (lecture) sur le dispositif de réalité augmentée (fig. 7).

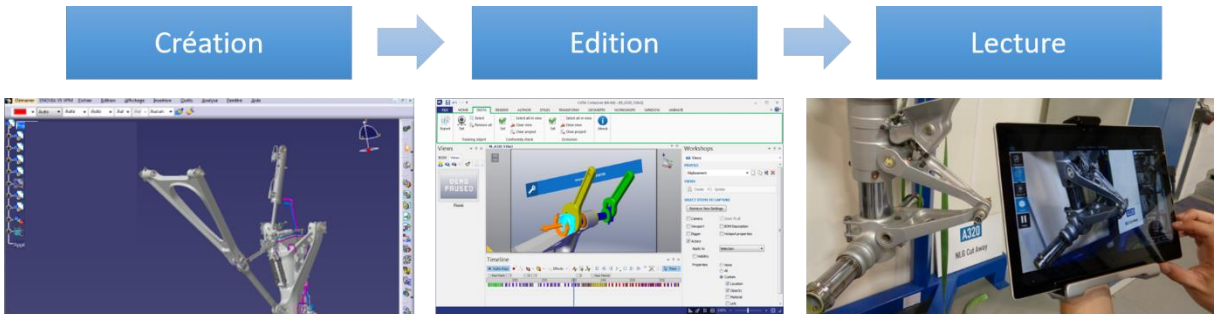


Figure 7 : Etapes de gestion du contenu pour la réalité augmentée

La création des données s'effectue au travers de logiciels dédiés à chaque format. Les données 3D sont créées avec des logiciels de dessin 3D polygonal (3DSmax-2020, Maya-2020, Blender-2020) ou des logiciels de conception assistée par ordinateur (Catia-2020, Créo-2020, NX-2020). Les contenus créés avec des logiciels de CAO doivent être convertis du format B-Rep surfacique utilisé par ces logiciels vers un format polygonal adapté à la visualisation en temps réel. Le nombre de mailles des modèles 3D utilisés et la qualité des textures sont limités par la puissance de calcul nécessaire pour traiter et afficher l'environnement virtuel en temps réel. Les données 2D sont des images (logiciels de dessin), des photos ou des vidéos pour présenter des informations visuelles schématiques ou photoréalistes. Les données textuelles 1D (annotations, informations complémentaires, instructions, descriptions) sont ajoutées à l'étape d'édition.

La mise en relation des données s'opère avec des logiciels d'édition d'environnement numérique 3D tels que des moteurs 3D (Unity3D-2020, UnrealEngine5-2020), des éditeurs de contenu 3D (CatiaComposer-2020, CréoIllustrate-2020, Cortona3D-2020) ou de la programmation directe avec des outils tels que la bibliothèque de traitement d'images 2D et 3D OpenGL (Open Graphics Library, OpenGL-2020). La définition de plusieurs états de l'environnement numérique permet de scénariser le contenu de l'application. D'autres outils gèrent l'ajout des fonctionnalités de réalité augmentée (éléments de référence à reconnaitre dans

l'environnement réel). Dans le cas des moteurs 3D, il est possible d'utiliser les kits de développement de solutions existantes (ARToolkit-2020, Wikitude-2020, Kudan-2020, Vuforia-2020, WindowsMR-2020, ARKit-2020, ARCore-2020). Dans le cas de logiciels de d'édition de contenu, il faut utiliser un logiciel ou un plugin dédié à la création de contenu réalité augmentée en complément (Diota Connect, Vuforia Studio, Inscape SW).

La lecture des contenus correspond à l'exécution d'une application. Avec un moteur 3D ou de la programmation, le concepteur génère directement une application utilisable sur différents supports (Windows, IOS, Android, WebGL …). Avec un éditeur de contenu 3D, le concepteur génère un fichier propriétaire utilisable sur un lecteur (DiotaPlayer-2020, VuforiaView-2020, InscapeSW-2020). Il faut réaliser des développements sur les logiciels associés pour intégrer des fonctionnalités supplémentaires à l'application (affichage de séquences, contrôles de pièces, capture et exportation de données de travail). La norme OpenXR est en cours de développement depuis 2017 pour faciliter l'interfaçage des logiciels et matériels impliqués dans la création et la lecture de contenus de réalité virtuelle et réalité augmentée (OpenXR-2020).

Le choix des outils pour chaque étape de création, d'édition et de lecture du contenu de réalité augmentée influe la richesse du contenu et sur la facilité de mise en place du dispositif (Masoni-2017). Les solutions intégrées (suites logicielles d'édition et de lecture du contenu) mettent à disposition des outils faciles à prendre en main pour créer du contenu de réalité augmentée utilisable au travers du lecteur approprié mais limitées aux fonctionnalités et interactions développées par l'éditeur des logiciels utilisés. Les solutions libres (moteurs 3D et programmation directe) requièrent des connaissances en programmation, moteurs 3D, kits de développement dédié à la réalité augmentée et bibliothèque de traitement d'image pour développer une application. La possibilité de développer de nouvelles fonctionnalités offre cependant une plus grande liberté de création. Le choix d'une solution de gestion du contenu dépend d'un compromis entre la richesse du contenu et la difficulté à créer les applications.

La répartition des étapes de préparation du contenu sur plusieurs logiciels est un frein à l'intégration de la technologie dans l'industrie. Ce processus de création d'une application de réalité augmentée mobilise de nombreuses ressources difficiles à mettre en œuvre dans un environnement industriel (Lopik-2020). De plus, la création de contenu nécessite de mettre en place un processus pour répercuter les évolutions des données industrielles sur le contenu de réalité augmentée pour fournir les bonnes informations à l'utilisateur (Urbas-2019). Ces éléments influent à la fois sur le choix de la suite logicielle et sur le contenu utilisé.

1.6. Restitution visuelle

Un dispositif de réalité augmentée est capable de se repérer dans l'environnement réel, de traiter l'ensemble des données impliquées (contenu, interactions réel/virtuel) et de restituer les informations augmentées à l'utilisateur. Il influence la mise en place et l'utilisation de la réalité augmentée. La restitution s'effectue au travers d'un dispositif d'affichage dynamiques en vision directe (OST), en vision indirecte (VST), ou par projection spatiale (SAR) (fig. 8).

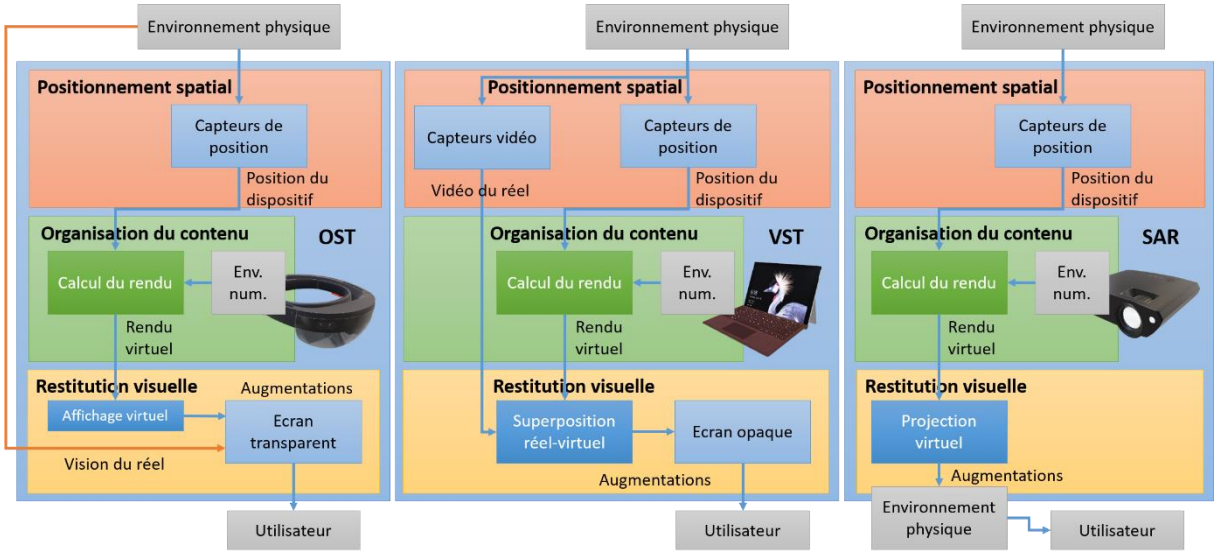


Figure 8 : Schéma de concept de solutions de réalité augmentée (a) OST, (b) VST et (c) SAR

La première solution est la vision directe au moyen un dispositif d'affichage transparent (miroirs, guides d'ondes, …), nommée Optical See-through (OST) (fig. 8a, Sutherland-1968). Cette solution peu intrusive visuellement permet de conserver une vision complète de l'environnement réel mais sa mise en œuvre est complexe et constitue une thématique de recherche important sur le sujet de la réalité augmentée (Kim-2018). Ces recherches visent à lever les limitations concernant l'affichage sur un large champ de vision, le suivi du regard de l'utilisateur et de mise au point des yeux en fonction de la profondeur (Rathinavel-2019).

Une deuxième solution est la vision indirecte par l'intermédiaire d'un écran d'affichage opaque, nommée Video See-through (VST) (fig. 8b, Edwards-1993). Cette solution se développe avec l'évolution technique des écrans vidéo (miniaturisation, résolution, fréquence d'affichage) et repose sur des dispositifs d'affichage maitrisées mais introduit un élément intermédiaire entre l'utilisateur et l'environnement réel qui altère son utilisation. Les dispositifs de type tablette ou smartphone occupent les mains de l'utilisateur, tandis que les dispositifs de type visiocasque isolent l'utilisateur et altèrent sa vision (obstruction, aberrations géométriques Cattari-2019).

Une troisième solution consiste à projeter les informations numériques augmentée directement dans l'environnement réel. Il est alors question de Spatial Augmented Reality (SAR) (fig. 8c, Raskar-1999, Mengoni-2018). Cette solution permet de se passer d'un écran et des problématiques associés mais présente des contraintes de déploiement (matériel fixe à positionner et calibrer) qui limitent son usage à des environnement de travail fixes et prédéfinis.

Les solutions de vision indirecte sont réparties en plusieurs catégories. Il peut s'agir de stations de travail fixes avec écran et caméra (fig. 9a), de stations de travail mobiles (fig. 9b), de dispositifs portables (Hand-Held Display) à deux mains (tablette, fig. 9c) ou à une main (smartphone, fig. 9d), ou de dispositifs portés à la tête (Head Worn Display) monoculaire ou binoculaires. Les solutions de vision directe sont des casques portés à la tête avec une représentation à l'échelle 1 de l'environnement réel (Head-Mounted Display, fig. 9e). Les solutions de SAR utilisent des systèmes projectifs installés dans l'environnement réel (fig. 9f).



Figure 9 : Exemple de matériels disponibles pour la réalité augmentée de type (a) station fixe, (b) station mobile, (c) tablette, (d) smartphone, (e) casque et (f) projecteur

La gestion des interactions avec l'utilisateur dépend du dispositif utilisé. Pour les HMD (VST ou OST), il faut utiliser des contrôleurs spécifiques à la navigation et la manipulation d'objets 3D ou des interfaces gestuelles (yeux, mains, corps, tête, visage, …) utilisant les capteurs des casques et du traitement d'image. Les autres dispositifs sont utilisables avec des interfaces de matériel informatique classiques (clavier-souris) et modernes (surfaces tactiles) maitrisées à la fois des concepteurs et des utilisateurs.

1.7. Fonctionnalités de la réalité augmentée

Les solutions matérielles et logicielles mobilisées par la réalité augmentée pour le positionnement spatial du dispositif dans l'environnement physique, l'organisation du contenu virtuel dans l'environnement numérique et la restitution visuelle des augmentations à l'utilisateur détaillées précédemment permettent de matérialiser plusieurs usages autour de l'affichage, de la capture et du traitement de données physiques et numériques (fig. 10).

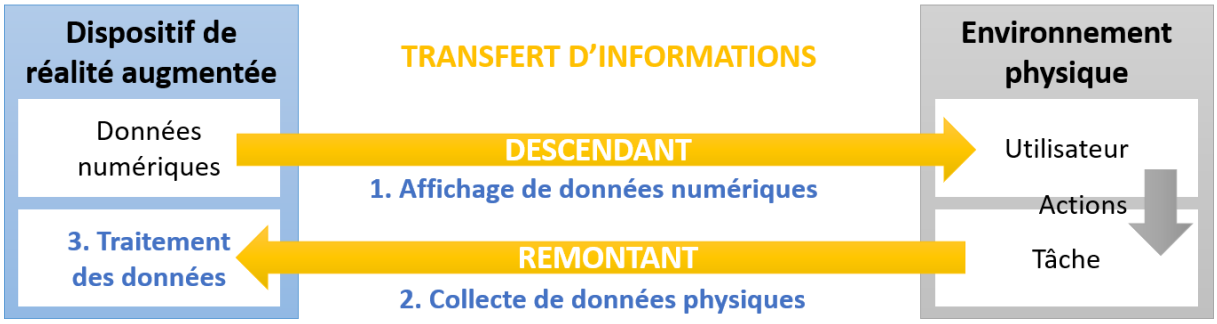


Figure 10 : Fonctionnalités des dispositifs de réalité augmentée

Le premier usage de la réalité augmentée est d'informer l'utilisateur en apportant des données numériques pertinentes dans son champ de vision (descriptions, caractéristiques, documents, illustrations, photographies, vidéos, modèles 3D). Cela permet de guider l'utilisateur vers des zones ou des objets précis et d'afficher des instructions interactives (évolution en fonction des observations, sélection des données à afficher) pour lui mettre à disposition les informations essentielles à chaque instant afin de faciliter la compréhension de la situation.

Le deuxième usage est la collecte de données lors de l'utilisation, réalisable manuellement par l'utilisateur, automatiquement par des capteurs ou en combinant les deux. Des outils de saisie d'informations numériques (champs à compléter, édition de texte, capture photo/vidéo/3D) permet de capturer des informations en temps réel, de les éditer et de les exporter pour d'autres usages (édition de rapport, alimentation de base de données, exploitation des résultats).

Le troisième usage concerne le traitement des données numériques. Il peut être réalisé en interne à l'application pour faire évoluer en temps réel les informations présentées pour assister l'utilisateur de manière pertinente (analyse, évolution du scénario, …), et en externe pour permettre la remontée de données réelles associées à la tâche (reporting, bases de données) et faire le lien avec des architectures de données de type jumeau numérique (doublure numérique d'un équipement physique mise à jour pour suivre l'évolution du produit).

La réalité augmentée peut être couplée à d'autres technologies pour enrichir les usages. Le couplage de la réalité augmentée avec des capteurs intelligents, des outils de contrôle connectés manuels ou robotisés ou des outils d'analyse par traitement d'image facilite la capture et l'exploitation des données captées lors de l'utilisation (Lampropoulos-2020). Le couplage avec des solutions de communication à distance (matériels similaires) permet de réaliser des opérations en téléassistance entre différents utilisateurs (Masoni-2017).

Benko (Benko-2018) met en évidence le besoin de mettre en place de nouvelles interfaces adaptatives, crédibles et intelligentes pour que la réalité augmentée puisse enrichir les interactions entre l'Homme, l'Ordinateur et le Monde réel. Cela augure du développement de solutions capables de faire évoluer leur interface et le contenu proposé en fonction des actions en cours, de l'environnement de travail et du comportement de l'utilisateur en temps réel pour lui fournir des interactions et des informations pertinentes (ex : clavier tactile adaptatif).

1.8. Synthèse des technologies de réalité augmentée

Les dispositifs de réalité augmentée mobilisent une variété de briques matérielles et logicielles pour assurer les fonctions principales de la technologie (positionnement spatial, organisation du contenu et restitution visuelle) et en permettre l'usage pour l'affichage, la capture et le traitement de données physiques et numériques à différents niveaux en fonction des solutions utilisées. Le tableau (tableau 1) synthétise les avantages et les inconvénients de chacune de ces solutions et leur niveau de maturité pour l'industrie à l'état actuel. Le niveau de maturité élevé de certaines solutions permet d'envisager l'usage de la réalité augmentée dans divers domaines. Les fonctions des dispositifs de réalité augmentée font notamment émerger un intérêt à utiliser la technologie usage pour l'assistance à la réalisation de tâches industrielles (visualisation des instructions, interactivité, assistance temps réel, collecte de données de travail).

Dispositifs disponibles	**Mobilité**	**Usage mains libre**	**Maturité pour l'industrie**
Stations de travail fixes	Faible	Oui	Elevée
Portable en mains	Elevée	Non	Elevée
Portable à la tête	Elevée	Oui	Faible
Stations mobiles	Moyenne	Partiel	Elevée
Caméra avec contrôles	Moyenne	Partiel	Elevée
Système de projection	Faible	Partiel	Elevée
Bras robotisé	Moyenne	Oui	Faible

Tableau 1 : Avantages, inconvénients et maturité des technologies de la réalité augmentée

1.9. Intérêt de la réalité augmentée dans l'industrie

La réalité augmentée est utilisée aussi bien dans les domaines professionnels que grand public. Dans le grand public, son rôle principal est d'apporter des informations à l'utilisateur (fig. 11) sur des usages à but culturel (éducation, patrimoine), pratique (navigation GPS, assistance au dépannage) ou commercial (publicité), mais également pour du divertissement (sport, tourisme, jeux). L'apparition d'applications d'assistance au dépannage d'équipements ménagers rapproche ces usages du monde professionnel (VuforiaChalk-2020). Ces usages se multiplient avec l'évolution des technologies grand public (apparition du smartphone en 2007) et les efforts mis en œuvre pour démocratiser la technologie (Microsoft, Google, Apple, Facebook …).



Figure 11 : Exemples d'applications de la réalité augmentée dans les domaines (a) du culturel (Cluny-2020), (b) du commercial (VirtualMirror-2020), (c) de la vie pratique (FlightRadar-2020) et (d) du divertissement (HoloLens-2020)

Les premiers usages dans le domaine professionnel datent des années 90 dans le secteur aéronautique (Caudell-1992) et se répandent dans les secteurs de l'industrie (aéronautique, naval, ferroviaire, automobile, nucléaire), du médical et du bâtiment (fig. 12). Cependant les usages sont restés limités par les contraintes techniques des matériels de l'époque. Les évolutions technologiques successives (miniaturisation, affichages transparents, capteurs de profondeur, traitement d'image, création de contenu …) facilitent la mise en œuvre de la réalité augmentée et permettent d'envisager de nouveaux usages.

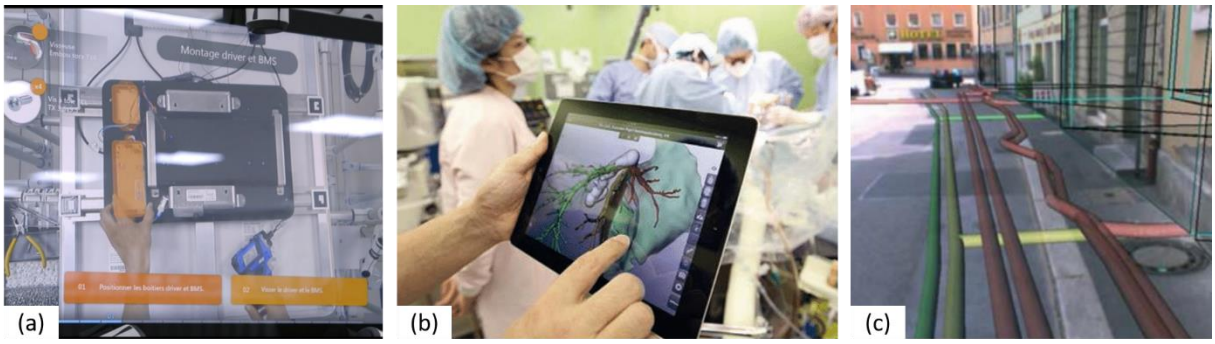


Figure 12 : Exemples d'applications de la réalité augmentée dans les domaines (a) de l'industrie (Immersion-2020), (b) du médical (Frigo-2016) et (c) du bâtiment (Arashpour-2017)

Le secteur de l'industrie a identifié la réalité augmentée comme un nouveau moyen de fournir des informations de travail aux utilisateurs. Fite-Georgel (Fite-Georgel-2011) décrit les usages potentiels de la réalité augmentée sur l'ensemble du cycle de vie des produits industriels. Il identifie des usages pour la conception, la planification, la fabrication, l'inspection et les activités de maintenance, et également pour la formation des opérateurs sur ces activités. Bottani et al. (Bottani-2019) observent une augmentation du nombre d'articles liés aux applications industrielles de la réalité augmentée au cours des dernières années au travers d'une revue la littérature scientifique concernant le déploiement de la réalité augmentée dans l'industrie. Ces articles décrivent le développement et l'expérimentation de prototypes pour mettre en évidence la valeur ajoutée de la réalité augmentée pour les activités industrielles.

Nee et al. (Nee-2012) étudient en détail l'utilisation de la réalité augmentée pour la conception et la production. Les industriels doivent s'adapter aux transformations du marché en proposant aux opérateurs des interfaces plus intuitives et en réduisant le temps d'adaptation. L'objectif est d'améliorer les interactions entre l'Homme et la machine pour mieux utiliser les compétences des opérateurs. Le rôle de la réalité augmentée est d'optimiser les performances en facilitant la gestion des informations en temps réel par les différents intervenants. Syberfelt et al (Syberfelt-2015) s'intéressent à l'usage de la réalité augmentée pour guider des tâches d'assemblage. L'assistance aux opérateurs sur des tâches complexes leur permet de se concentrer sur la prise de décision plutôt que sur la recherche d'informations ou la vérification des différentes étapes de fabrication. Le temps d'apprentissage des tâches est ainsi diminué, ce qui facilite le transfert de compétences et les formations. Cela génère des gains en productivité par la réduction du temps de réalisation des tâches et la diminution des erreurs qualité.

Porcelli et al. (Porcelli-2015) exposent trois types de défis liés au déploiement de la réalité augmentée pour la maintenance et les services. Il s'agit de défis techniques (les appareils, la génération et le transfert de contenu), organisationnelles (l'adoption de la technologie et l'évolution de la mentalité des utilisateurs) et économiques. Le déploiement de la réalité augmentée est conditionné par les résultats d'évaluations des coûts et bénéfices associés. Syberfelt et al. (Syberfelt-2015) évaluent l'assistance en réalité augmentée pour l'assemblage et mettent en évidence des bénéfices plus marqués sur les tâches difficiles. Quint et al. (Quint-2017) identifient des exigences liées aux tâches ciblées. Les efforts déployés pour introduire la réalité augmentée et créer les contenus doivent être concentrés sur les tâches difficiles à réaliser sans assistance pour un large groupe d'utilisateurs.

Martinetti et al. (Martinetti-2017) indiquent que l'utilité de la réalité augmentée pour les tâches de maintenance complexes dépend du suivi du déroulement de la tâche et de la fourniture des contenus spécifiques sur l'ensemble du processus. L'élément clé est de fournir la bonne quantité d'informations sur la bonne tâche afin d'équilibrer la charge cognitive de l'utilisateur pour qu'il puisse se concentrer sur l'exécution de la tâche et de réduire les risques liés à la complexité de la tâche. Les cas d'utilisation doivent être sélectionnés avec soin pour s'assurer que la réalité augmentée aidera les utilisateurs et apportera une valeur ajoutée à la tâche.

Quandt et al. (Quandt-2018) identifient au travers d'études récentes les principales activités industrielles améliorables avec la réalité augmentée ainsi que les exigences générales pour les applications industrielles. Parmi ces tâches figurent la conception des produits, la formation des opérateurs, l'assistance directe à la production, le soutien de la logistique et la maintenance industrielle à distance. Les exigences concernent principalement le coût d'intégration, la sécurité des systèmes, la précision du positionnement spatial et la fiabilité pendant l'utilisation.

Fraga et al. (Fraga-2018) analysent le déploiement de la réalité augmentée industrielle dans le cadre des activités des chantiers navals. Ils identifient des usages pour l'assistance aux opérateurs dans la fabrication, l'aide à la gestion et à la recherche d'éléments dans l'entrepôt et l'amélioration de la communication entre les opérateurs. L'analyse montre qu'à l'état de maturité technologique actuel (matériels, logiciels, outils de développement et autres technologies associées), la réalité augmentée est appropriée pour assister aux activités industrielles. Cependant, sa mise en place est ralentie par le manque de méthodes et d'outils pour déployer la réalité augmentée à plus grande échelle dans le milieu industriel.

Egger et al. (Egger-2020) s'intéressent aux défis actuels rencontrés lors du déploiement de la réalité augmentée pour la fabrication intelligente dans le secteur industriel. La sélection des tâches pour la mise en œuvre de la réalité augmentée est identifiée comme un sujet majeur dans ce domaine de recherche. Selon leur étude, la transposition des observations réalisées en laboratoire vers les conditions de terrain est limitée. De plus, le lien entre les avantages des solutions de réalité augmentée et les différents types de tâches n'est pas identifiable clairement à l'heure actuelle. Des facteurs clés existent, tels que la complexité des tâches, mais l'ampleur de l'impact de ces facteurs est difficile à définir.

Ces travaux mettent en évidence un intérêt particulier pour l'usage de la réalité augmentée pour l'assistance sur des tâches complexes (Quint-2017, Martinetti-2017), et notamment en maintenance industrielle (tableau 2). Cependant le déploiement de la technologie est confronté à des limites techniques, organisationnelles et économiques (Porcelli-2015). Si les limites techniques commencent à être levées (Fraga-2018), il reste nécessaire de déterminer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur chaque tâche pour lever les barrières restantes. Ce travail est complexe car les défis rencontrés lors des déploiements limitent l'application des observations réalisées en laboratoire sur le terrain (Egger-2020). Il découle de cela un besoin, pour le déploiement industriel de la réalité augmentée, de cibler des activités complexes sur lesquelles l'usage de la technologie sera pertinent et de mettre en évidence la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur les tâches industrielles ciblées.

Référence	Domaine	Technologie	Usage industriel
Immersion-2020	Industrie	Station fixe	Production
Frigo-2016	Médical	Portable en mains	Visualisation 3D
Arashpour-2017	Bâtiment	Portable à la tête	Visualisation 3D
Fite-Georgel-2011	Industrie		Conception, production, maintenance
Bottani-2019	Industrie		Conception, production, maintenance
Nee-2012	Industrie		Conception & production
Syberfelt-2015	Industrie		Assemblage en production
Quint-2017	Industrie		Tâches complexes
Martinetti-2017	Industrie		Maintenance complexe
Quandt-2018	Industrie		Conception, formation, maintenance
Fraga-2018	Naval		Production

Tableau 2 : Synthèse des travaux identifié

1.10. Intérêt de la réalité augmentée dans la maintenance industrielle

Le déploiement de la réalité augmentée dans l'industrie dépend des coûts et bénéfices associés (Porcelli-2015). L'environnement de travail maitrisé de la production est favorable à la mise n en place de nouveaux outils fixes dédiés à des tâches bien précises. Cette activité est intéressante pour déployer la réalité augmentée en résolvant l'exigence de réduction des coûts d'intégration (Quandt-2018). Cependant, les bénéfices liés à la réalité augmentée sont perçus comme plus importants sur des tâches complexes pour lesquelles une assistance est nécessaire (Quint-2017, Martinetti-2017). Les activités de maintenance concernent des équipements variés et nécessitent d'utiliser plusieurs supports de travail pour répondre aux évolutions des produits lors de leur cycle de vie (vieillissement, changement de configuration). Ces tâches à la complexité élevée présentent un potentiel de bénéfices, liés à l'usage de la réalité augmentée, plus élevé qu'en production, expliquant l'intérêt porté à la réalité augmentée dans ce secteur.

Van Krevelen et al. (Van Krevelen-2010) mettent en évidence cet intérêt pour le déploiement de la réalité augmentée sur des tâches de plus en plus complexes. La réalité augmentée est perçue comme nouvel outil pour aider les opérateurs lors de la réalisation de ces tâches. Palmarini et al. (Palmarini-2018) classent les domaines d'application de la réalité augmentée dans l'industrie à la suite d'une revue systématique de la littérature (Systematic Literature Review) sur les expérimentations menées avec la réalité augmentée. Ils détectent un intérêt important pour l'usage de la réalité augmentée sur les activités de maintenance industrielle (50%) et notamment dans l'industrie aéronautique (17%) (fig. 13). Les opérations de maintenance y sont divisées en quatre types (assemblage, réparation, inspection et formation).

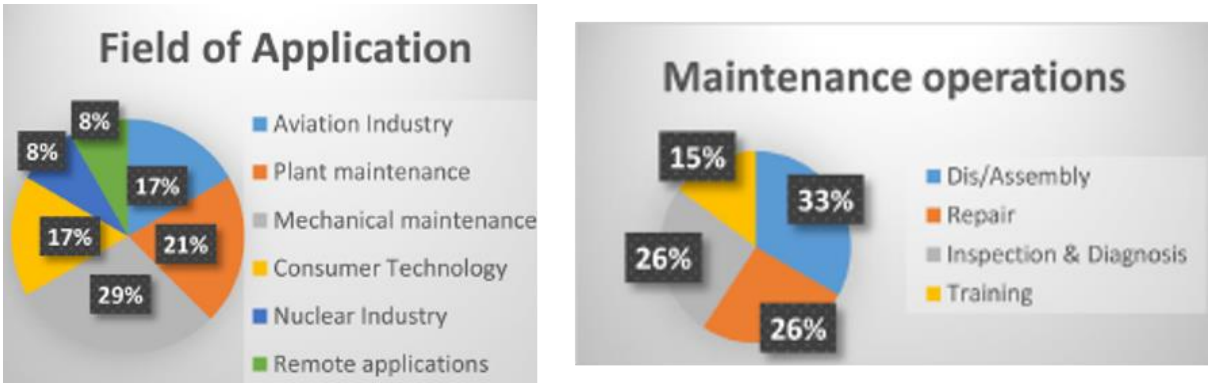


Figure 13 : Répartition des domaines d'application de la réalité augmentée et des tâches de maintenance concernées (Palmarini-2018)

Quandt et al. (Quandt-2018) précisent les contraintes liées au déploiement de la réalité augmentée dans le contexte industriel. Ces contraintes portent notamment sur l'utilisation du matériel de réalité augmentée dans l'environnement industriel. La taille des produits, la configuration du lieu de travail et la nature des tâches (actions à effectuer sur les produits) pourront impacter l'utilisation de la réalité augmentée (besoin de mobilité, actions en mains libres...). Ces éléments influeront sur les bénéfices liés au déploiement de la réalité augmentée. Ceruti et al. (Ceruti-2019a) étudient le déploiement de la réalité augmentée pour la maintenance dans le secteur aéronautique. Ils observent qu'un certain nombre d'activités de maintenance nécessitant des efforts de compréhension de la situation de travail peuvent être facilités et améliorés en utilisant la réalité augmentée. Cela concerne notamment les activités de modification des équipements, l'inspection de pièces et le contrôle d'assemblages.

1.11. Intérêt de la réalité augmentée dans le secteur aéronautique

Le secteur aéronautique est exigeant par la complexité technique des produits, la variété des configurations en circulation et la rigueur imposée par les risques liés à la nature des activités, ce qui le rend propice au déploiement de la réalité augmentée. Montoya et al. (Montoya-2011) mettent en évidence un potentiel pour l'amélioration des performances des opérateurs en maintenance industrielle dans les secteurs de l'automobile et de l'aéronautique. Mendoza et al. (Mendoza-2015) utilisent la réalité augmentée pour l'entrainement à la vérification de couples de serrage afin de réduire le temps de formation ainsi que les risques d'erreurs lors des mesures.

Ceruti et al. (Ceruti-2019b) sélectionnent la réalité augmentée parmi les technologies de l'industrie 4.0 pour l'assistance aux opérations de maintenance complexes, difficiles à décrire avec les supports de travail papier actuels. Son usage simplifie le maintien à jour des procédures tout en proposant aux opérateurs des instructions claires, accessibles et intégrées à l'espace de travail. Cette réduction de la charge de travail entraine une amélioration des performances en termes de fiabilité, de qualité et de temps de réalisation des tâches. Cardoso et al. (Cardoso-2020a) montrent que l'usage de réalité augmentée avec une précision suffisante (variation de 50 mm) pour l'installation de fixations sur des structures aéronautiques de haute complexité réduit le temps de réalisation de ces tâches et la formation des utilisateurs permettrait de gagner encore plus de temps. Ils observent cependant que le secteur industriel restreint les déploiements aux environnements de productions par manque de certitudes concernant la maturité actuelle de la technologie et les bénéfices atteignables en maintenance.

Eschen et al. (Eschen-2018) mettent en évidence la difficulté à déployer les dispositifs de réalité augmentée en aéronautique du fait de la variété des activités et des produits. L'évaluation de systèmes de réalité virtuelle et de réalité augmentée prône l'usage de la réalité augmentée pour l'assistance aux tâches de maintenance et d'inspection. Blaga et al. (Blaga-2021) indiquent que les défis liés à la personnalisation des solutions de réalité augmentée et son intégration dans les systèmes de pilotage de la production (MES) doivent être relevés pour faciliter le déploiement de la technologie dans les milieux industriels complexes. Cardoso et al. (Cardoso-2020b) indiquent que l'usage des nouveaux dispositifs portables dits « wearables » et de technologies de reconnaissance dites « sans marqueurs » augmentent l'efficacité de la réalité augmentée pour les activités industrielles complexes nécessitant de la flexibilité. Cependant l'amélioration de la technologie nécessite de tester en environnement industriel pour prendre en compte tous les aspects liés à son utilisation (démarrage du dispositif, mobilité, interactions, usage prolongé, ludification). Mourtzis et al. (Mourtzis-2020a) construisent un outil basé sur la réalité augmentée pour l'aide à la décision sur des tâches de rétrofit (modification d'un équipement existant) afin d'adresser la problématique d'identification et de sélection des multiples configurations de produits présente en maintenance industrielle et dans le secteur aéronautique.

Prado et al. (Prado-2018) proposent de coupler la réalité augmentée aux outils de surveillance de la santé des pièces de structure pour réduire les temps de maintenance et d'inspections tout en collectant aisément des données pour la réalisation des rapports et l'étude du vieillissement des pièces. Mourtzis et al. (Mourtzis-2020b) proposent l'utilisation de réseaux de neurones pour générer automatiquement des instructions intuitives pour les opérateurs de maintenance MRO afin de réduire les investissements nécessaires au déploiement de la réalité augmentée. Lotsaris et al. (Lotsaris-2021) considèrent la réalité augmentée indispensable pour les environnements industriels flexibles dans lesquels les opérateurs sont amenés à travailler en étroite collaboration avec des robots. Ils observent que la réalité augmentée est au moins aussi efficace que les instructions classiques pour les tâches en autonomie et qu'elle améliore les tâches nécessitant la programmation des robots (gain de temps et de confiance dans les actions programmées).

Les entreprises du secteur aéronautique communiquent sur des usages de la réalité augmentée sur l'ensemble des activités du cycle produit identifié par Fite-Georgel (Fite-Georgel-2011), principalement sur des preuves de concept et cas d'usage développés sur des tâches de production et de formation, mais encore peu pour l'assistance à la maintenance.

Boeing a développé son application pour la fabrication et l'installation des harnais électriques (Caudell-1992). Airbus assiste des opérations d'installation et de contrôle de milliers de support de maintien des câbles électriques et hydrauliques à l'intérieur des avions. La comparaison directe à la maquette 3D en situation leur permet de diviser par sept la durée des inspections avec une meilleure traçabilité des écarts observés. Lockheed Martin Space et la NASA se servent de la réalité augmentée pour l'assemblage de la capsule d'équipage Orion (fig. 14a, LMS-2020). L'application permet de visualiser les instructions d'assemblage sur l'équipement en remplacement de 1500 pages d'instructions ce qui entraine un gain de temps de familiarisation à la tâche. L'US Air force couple la technologie à des outils de contrôle non-destructif (fig. 14b, UAF-2020). Cela permet de réduire le nombre de tâches simultanées en visualisant directement dans le champ de vision les zones à scanner, l'écran de l'équipement d'inspection et la documentation technique associée. Japan Airlines produit des formations enrichies, à coût réduit et avec peu de contrainte physique sur certains appareils Airbus accessibles sur le casque Hololens (fig. 14c, JAL-2020).



Figure 14 : Exemple d'usages de la réalité en aéronautique chez (a) Lockheed Martin Space, (b) US Air Force et (c) Japan Airlines

La réalité augmentée est utilisée dans le groupe Safran sur des tâches très spécifiques. Safran Electrical & Power couple la réalité augmentée à un appareil d'analyse des harnais électriques pour afficher la position de défauts au travers de la paroi de l'avion (fig. 15a, SEP-2017). Ce système permet de détecter et d'intervenir rapidement les défauts en station de réparation et de réduire le taux de défauts lors de l'assemblage. Safran Nacelles utilise la réalité augmentée pour restituer les résultats de contrôles de thermographie effectués par un robot de contrôle non destructif directement sur la pièce afin de faciliter l'interprétation des résultats et les travaux de réparation associés (fig. 15b, SNA-2017). Safran Aircraft Engines contrôle automatiquement les nouveaux moteurs sur les lignes d'assemblage finales à l'aide de la réalité augmentée (comparaison des pièces réelles et virtuelles automatisée) (fig. 15c, SAE-2018).

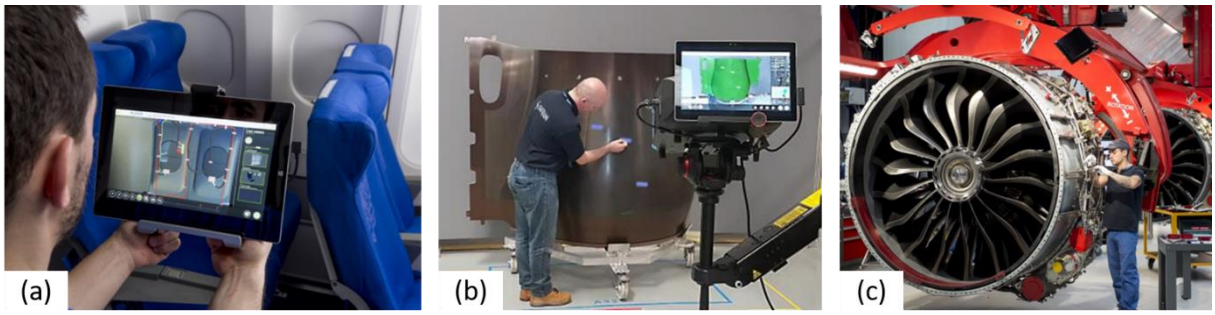


Figure 15 : Exemples d'usages de la réalité augmentée chez (a) Safran Electrical & Power (SEP-2017), (b) Safran Nacelles (SNA-2017) et (c) Safran Aircraft Engines (SAE-2018)

1.12. Synthèse sur l'intérêt de la réalité augmentée pour la maintenance aéronautique

Les travaux identifiés dans ces sous-sections montrent l'intérêt porté à l'usage de la réalité augmentée dans l'industrie, pour la maintenance et en aéronautique. La réalité augmentée est prête sur le plan technologique pour de premières utilisations sur des activités industrielles (Fraga-2018) et des preuves de concept sont présentées pour l'assistance en production (SAE-2018, LMS-2020), maintenance (SNA-2017, UAF-2020) et formation (JAL-2020).

Cependant, il subsiste des obstacles au déploiement de la réalité augmentée de manière globale dans l'industrie car les exigences organisationnelles et économiques ne sont pas encore résolues (Porcelli-2015, Quint-2017). Le déploiement est conditionné par l'identification et la sélection des tâches appropriées à l'assistance par la réalité augmentée et l'apport de valeur ajoutée aux utilisateurs et aux processus industriels (Ceruti-2019a, Egger-2020). Les questions d'intégration dans l'environnement de travail se posent également (faisabilité, coût, Quandt-2018). Les études présentent peu de retours sur les facteurs à l'origine des bénéfices potentiels ce qui freine le déploiement. Il est nécessaire pour les industriels de déterminer la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée spécifiquement sur leurs propres activités (Martinetti-2017).

Au travers de ces travaux, nous identifions deux verrous peu explorés dans la littérature. Il s'agit de la détermination des types de tâches qui rendent possible l'usage de la réalité augmentée et l'identification de la valeur ajoutée de la réalité augmentée pour une tâche précise. La levée de ces verrous permettra de répondre aux exigences associées au déploiement de la réalité augmentée et facilitera sa mise en œuvre pour la maintenance industrielle. Pour cela, nous nous intéressons dans la sous-section suivante aux méthodes d'évaluation de la réalité augmentée.

1.13. Evaluation de la réalité augmentée

Le sujet de l'évaluation de la réalité augmentée est couvert par de nombreuses d'études qui mettent en œuvre diverses méthodes d'évaluation (tableau 3). Les critères que nous relevons sont le type de mesure, les conditions de mise en œuvre (intrusive, contexte d'observation) et l'aspect de la réalité augmentée évalué. Nous avons regroupé ces travaux selon trois aspects :

1. Technologie – Comparaison de solutions technologiques (matériels, contenus),
2. Utilisation – Comparaison par rapport aux supports traditionnels,
3. Utilisateur – Comparaison des retours utilisateurs (charge cognitive, satisfaction).

Aspect	Méthode d'observation	Contraintes Exp.	Référence
Technologie	Temps de réponse moyen	Fortes	Baumeister-2017
Technologie	Mouvement moyen de la tête	Fortes	Renner-2017
Technologie	Précision du geste de la main	Fortes	Blaga-2017
Utilisation	Temps moyen de réalisation	Moyennes	Syberfeldt-2015
Utilisation	Qualité moyenne du résultat	Moyennes	Rios-2013
Utilisateur	Performance sur double tâche	Fortes	Baumeister-2017
Utilisateur	Observation physiologique	Fortes	Brunken-2003
Utilisateur	Questionnaires	Moyennes	Renner-2017

Tableau 3 : Synthèse des critères d'évaluation de la réalité augmentée en milieu industriel

L'aspect « Technologie » regroupe les travaux sur la comparaison des solutions technologiques utilisées sur la base de critères de mesures très précis observés sur des tâches conçues spécifiquement pour l'évaluation. Palmarini et al. (Palmarini-2017) identifient les éléments des dispositifs de réalité augmentée comparés en priorité dans les études. Il s'agit du matériel utilisé (caméra, écran), de l'outil de développement (programmation, éditeur), des techniques de suivi et des méthodes d'interaction pour la gestion des contenus. Baumeister et al. (Baumeister-2017) étudient l'impact du matériels (écran standard, casque vidéo, casque semi transparent, projection) en évaluant le temps de réponse moyen aux instructions sur des tâches procédurales. Renner et Pfeiffer (Renner-2017) comparent les méthodes de guidage (indication lumineuse, guidage fléché, guidage sphérique) en mesurant le temps moyen d'action et les mouvements de tête. Blaga et al. (Blaga-2017) utilisent un environnement virtuel pour évaluer les interactions gestuelles à main levée en termes de temps de réaction, de temps d'action et de précision.

L’aspect « Utilisation » porte sur la comparaison par rapport à d'autres outils d'aide à la réalisation des tâches (supports papier, vidéo, formateur). Werrlich et al. (Werrlich-2017) identifient les indicateurs utilisés dans les études portant sur la formation aux tâches d’assemblage. Il s’agit de critères propres à la tâche permettant de quantifier directement l’efficacité de la formation (durée, taux de résolution des erreurs, persistance). Webel et al. (Webel-2013) comparent ainsi la réalité augmentée au support vidéo pour la formation. Rios et al. (Rios-2013) utilisent le nombre d’erreurs détectées sur un produit pour comparer la réalité augmentée au support papier pour des tâches de dépannage. Fiorentino et al. (Fiorentino-2014) testent la réalité augmentée sur grand écran par rapport à des instructions sur papier avec une distinction supplémentaire. Sur une même tâche, ils mettent en évidence un écart significatif entre les étapes d’identification, qui exploitent mieux les avantages de la réalité augmentée, et les étapes de manipulation de pièces, qui nécessitent de porter l’attention sur les équipements.

L’aspect « Utilisateur » concerne l’impact de la réalité augmentée sur la manière de travailler et sur le niveau d'engagement cognitif de l'utilisateur (charge cognitive, Paas-1992). Les évaluations peuvent être conduites de manière quantitative ou qualitative. L’observation quantitative directe consiste à mesurer des valeurs physiologiques des utilisateurs avant et pendant la tâche (ex : électroencéphalographie) pour observer une influence. Brunken et al. (Brunken-2003) effectuent des mesures « Double-Task » en ajoutant une tâche en parallèle de la tâche initiale et en évaluant l'écart de performance induit. Les observations qualitatives sont réalisées avec des questionnaires complétés en fin de tâche. Hornbaek et al. (Hornbaek-2006) démontrent les questionnaires standards sont meilleurs que des questionnaires personnalisés qui doivent être calibrés à grande échelle (décorréler les questions, repérer les incohérences, vérifier la pertinence). Rubio et al. (Rubio-2004) identifient le questionnaire NASA-TLX pour la prédiction de l’évolution quantitative des performances d’un l'utilisateur sur une tâche. Bangor et al. (Bangor-2009) établissent un lien entre le questionnaire SUS et l'évaluation de l'acceptabilité d'un système par l’utilisateur par l’analyse des résultats de centaines d'études.

Hart et al. (Hart-1988) définissent le NASA-TLX (Task Load Index) au travers de leurs recherches sur l'évaluation de la charge cognitive liée aux tâches. Le résultat est un questionnaire composé de six échelles de notations pour évaluer les six éléments définissant la charge cognitive liée à une tâche et établir une note moyenne utilisable pour prédire l’évolution des performances. Une charge cognitive trop importante (surcharge) ou trop faible (ennui) impacte négativement les performances. Brooke et al. (Brooke-1995) définissent le SUS

(System Usability Scale) pour évaluer le ressenti de l'utilisateur vis à vis d'un système. Il s'agit d'un questionnaire composé de dix questions évaluées sur une échelle de Likert à cinq points, combinées pour attribuer un score final au système, comparable avec les scores d'autres systèmes. Les travaux rétrospectifs sur ces deux questionnaires (Hart-2006, Brooke-2013) compilent les résultats de nombreuses études et valident la corrélation des scores TLX et SUS avec l'évolution de grandeurs quantitatives d'évaluation de la performance sur une tâche.

Jetter et al. (Jetter-2018) utilise un modèle d'acceptation de la technologie (TAM pour Technology Acceptance Model) pour déterminer les indicateurs clés relatifs à évaluer l'intégration de la réalité augmentée dans la maintenance automobile. Il identifie l'augmentation de la performance par la réduction du temps et des erreurs, et la facilité d'utilisation perçue par les utilisateurs. Les aspect « Utilisation » et « Utilisateur » apparaissent les plus pertinents pour évaluer la réalité augmentée en contexte industriel.

1.14. Discussion et synthèse

Les travaux relatifs à l'évaluation de la réalité augmentée s'organisent autour de trois aspects (Technologie, Utilisation et Utilisateur). Les méthodes d'évaluations mises en œuvre sont variées et applicables dans différents contextes d'utilisation. La plupart des évaluations sont menées en contexte de laboratoire. Les utilisateurs sont équipés de capteurs intrusifs pour acquérir des grandeurs physiques précises (temps de réaction Baumeister-2017, les mouvements de tête Renner-2017, électroencéphalographie Paas-1992). Les tâches à réaliser sont adaptées pour observer un certain aspect de la réalité augmentée (ajout de tâche en parallèle Brunken-2003, intégration en environnement virtuel Blaga-2017). Des méthodes altérant moins la réalisation des tâches sont également mises en œuvre (critères propres à la tâche Werrlich-2017, questionnaires Hart-1988, Brooke-1995). De manière générale, les apports de la réalité augmentée sont quantifiés en termes de gain de temps et de réduction des erreurs sur des tâches spécifiques mises en place dans le cadre d'expérimentations en laboratoire.

Cependant, les observations réalisées et réalisables en laboratoire ne sont pas transposables directement en contexte industriel (Egger-2020). La mise en place d'une expérience est un investissement (analyse des tâches, création de contenu). Les méthodes utilisées pour les expérimentations en laboratoire simplifient les tâches et le contexte environnant (tâche, utilisateurs et comparaisons directes) pour se concentrer sur l'évaluation. En atelier, les utilisateurs sont des opérateurs qui possèdent des compétences et savoir-faire propres au métier.

L’altération des tâches (capteurs intrusifs, simplifications) altèrent les résultats d’évaluations de l’impact réel de la réalité augmentée sur les tâches étudiées. Pour évaluer la réalité augmentée dans l'industrie, l'accent doit être mis sur l'observation de l'utilisation de la réalité augmentée en situation sur des tâches spécifiques.

La problématique qui se pose est de déterminer quels sont les méthodes et critères d’évaluation adaptés à un usage dans l’environnement industriel et pertinent pour évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches industrielles complexes. Pour répondre à cette problématique, nous proposons une méthode d’implémentation de dispositifs de réalité augmentée dans un environnement industriel (travaux préalables aux expérimentations, partie 2), de sélectionner des critères d’évaluation appropriés et les caractéristiques des tâches à observer lors de ces évaluations (partie 3). Afin d’évaluer ces éléments, nous implémenterons des dispositifs pour mener à bien des évaluations de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance aéronautique spécifiques (partie 4).

Dans la section suivante, nous nous intéressons au processus de maintenance aéronautique pour identifier les éléments nécessaires à la réalisation de ces travaux (critères d’évaluation, méthodes de modélisation). L’exploitation des résultats pour généraliser à l’ensemble des tâches de maintenance complexes nécessitera de s’approprier l’usage d’algorithmes d’apprentissage automatique dans la dernière section de cette partie.

2. Le processus de maintenance aéronautique

2.1. Introduction

Cette section présente l'écosystème des activités de Maintenance, Repair & Overhaul (MRO) des équipements aéronautiques, les activités et indicateurs potentiellement impactés par l'usage de la réalité augmentée, ainsi que les méthodes et outils pertinents pour la modélisation de tâches. Le premier objectif est de s'approprier le périmètre d'activité ciblé par les travaux et de visualiser les enjeux liés à ces activités pour pouvoir sélectionner les critères d'évaluation. Cela comprend l'identification des tâches, des acteurs, des données de travail, des critères de performance et la mise en évidence les contraintes liées à la nature des activités qui pourront impacter l'usage de la réalité augmentée. Il s'agit dans un deuxième temps de déterminer comment modéliser des tâches de maintenance industrielle complexes assistées par la réalité augmentée pour pouvoir construire un système de prédiction de l'impact de la réalité augmentée permettant d'estimer la valeur ajoutée sur de nouvelles tâches avant les déploiements.

2.2. Défis de la maintenance aéronautique

L'objectif de la maintenance aéronautique est de répondre aux exigences globales de maintenance, telles qu'elles sont énumérées dans la norme NF FD X60-000 sur la fonction maintenance en maintenance industrielle (AFNOR-2002), et adaptées au secteur aéronautique par des processus comme la méthodologie MSG-3 (Lugan-2011). Ce processus orienté vers la fiabilité est basé sur quatre principes qui sont :

- Assurer le maintien des niveaux de sécurité et de fiabilité de l'avion,
- Rétablir la sécurité et la fiabilité à un niveau optimal après une détérioration,
- Obtenir les données nécessaires pour améliorer la fiabilité si nécessaire,
- Atteindre ces objectifs à un coût minimal.

Pour atteindre ces objectifs, des opérations de maintenance sont menées à plusieurs instants de la vie des équipements aéronautiques en fonction de leur durée de vie, des cycles de vol et des observations directes. Tous les équipements subissent de nombreuses opérations spécifiques à leur cycle de vie ce qui engendre une faible fréquence de passage de chaque produit dans chaque

processus de maintenance. Une modification d'un équipement, planifiée ou nécessaire, génère une nouvelle configuration de produit qui sera soumisse à différentes procédures de maintenance par rapport à sas gamme initiale. Cette multiplicité des configurations impacte la complexité globale des activités de maintenance.

L'industrie aéronautique est confrontée à des problématiques liés à cette complexité qui se propage jusqu'à la documentation de maintenance. Les travailleurs sont surchargés par les informations présentes dans les manuels de maintenance (fig. 16). De plus, des procédures rigoureuses doivent être suivies pour atteindre les bonnes normes de qualité (EASA-2019). Toutes les informations nécessaires pour effectuer chaque tâche de maintenance sur chaque configuration d'équipement avec les bonnes procédures selon la structure réglementaire sont regroupées dans ces documents. L'aéronautique est un secteur exigeant car la sécurité de millions de passagers est en jeu chaque jour (IATA-2018a). Les avions sont composés de produits et d'équipements de pointe optimisés pour assurer des fonctions technologiques avancées essentielles tout en répondant au mieux à de nombreuses contraintes. Les opérateurs de maintenance aéronautique doivent gérer à la fois la complexité des équipements, la variété des configurations et le respect des exigences de qualité.

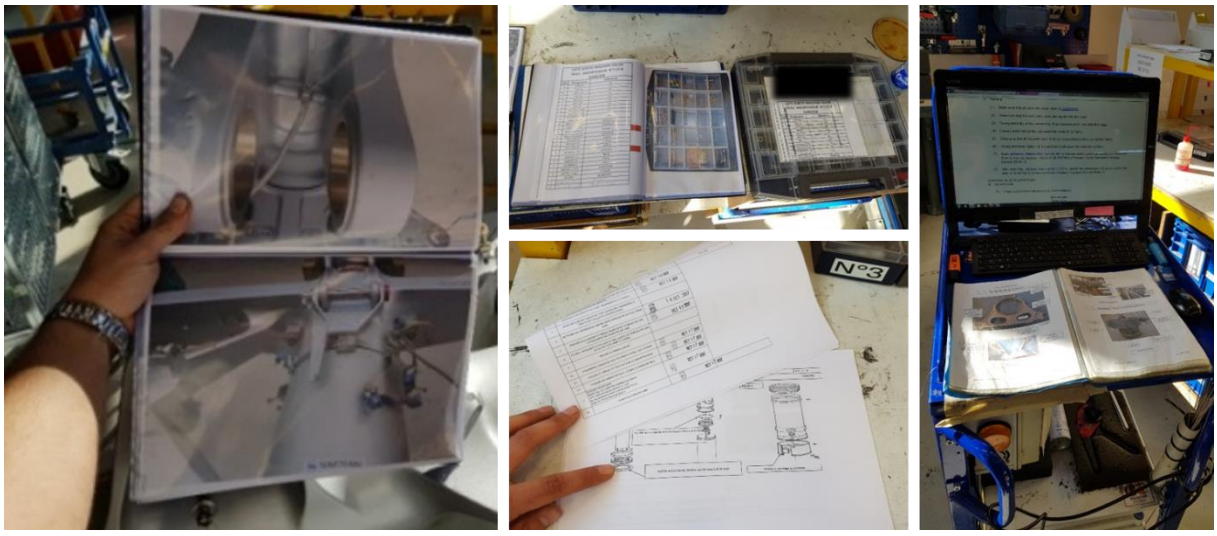


Figure 16 : Exemples de documents de travails utilisés pour réaliser une tâche de maintenance aéronautique

Dans ce contexte, le renouvellement des effectifs constitue un défi majeur pour le secteur. Les travailleurs expérimentés présents en atelier sont montés en compétences sur une trentaine d'années pour atteindre le niveau de performance actuel. Ils ont appris à travailler efficacement avec les outils et les manuels d'instructions existants. Cependant, le secteur aéronautique est en

phase d'expansion importante (IATA-2018b) et les activités de maintenance rentrent dans une dynamique de renouvellement d'une main-d'œuvre vieillissante (MROSurvey-2017). L'évolution du marché de l'aéronautique tend vers une augmentation du volume d'avions en circulation. Il était prévu deux fois plus d'avions dans le ciel en 2038, avec 49000 avions contre 24000 en 2019 (fig. 17, Airbus-2019, Boeing-2019). L'impact de la crise sanitaire de 2020 décale les projections de la croissance du secteur de quatre à cinq ans à court terme (IATA-2020) mais maintiennent le cap défini en 2019 à long terme (Boeing-2020). Cette crise a cependant appliqué de fortes contraintes sur la main d'œuvre (réductions d'effectifs, départ anticipés) et les ressources disponibles pour la formation des opérateurs et la maintenance. La problématique du manque de personnel formés est toujours présente avec des ressources réduites à court terme et devrait se poursuivre à long terme avec la reprise du trafic aérien.

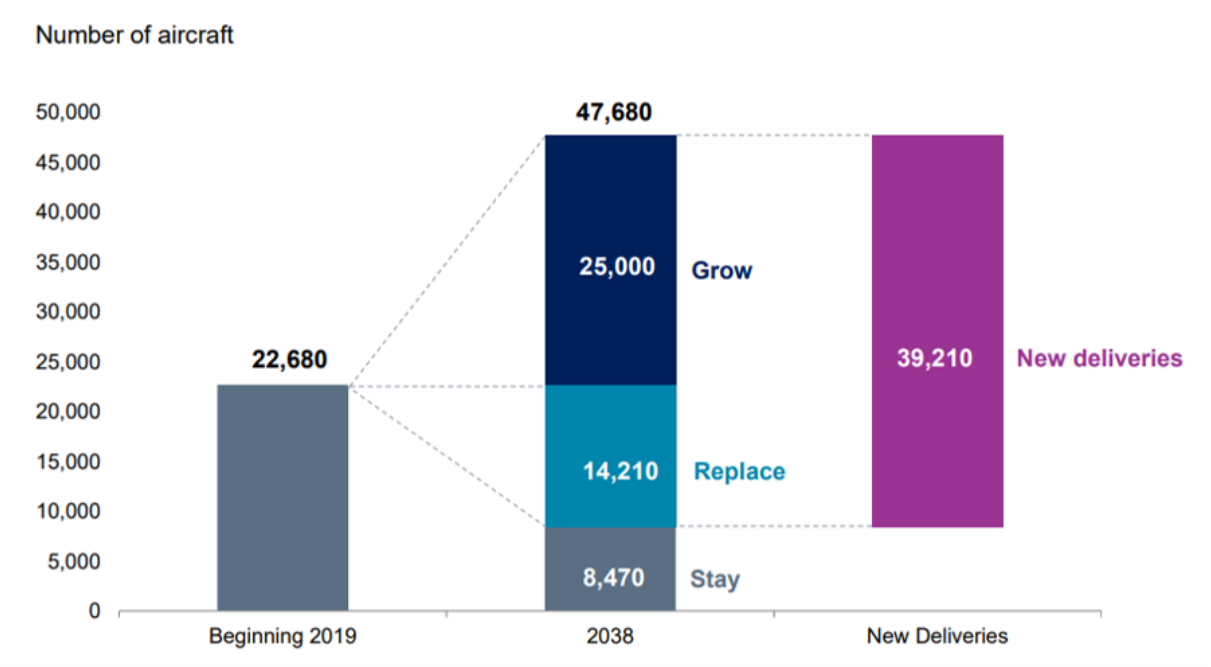


Figure 17 : Prévisions Airbus de l'évolution de la flotte en circulation sur 20 ans en 2019

Ces deux facteurs (expansion et renouvellement) imposent de recruter et de former rapidement de nouveaux opérateurs. Cela accélère la nécessité de trouver des solutions pour maintenir la qualité et augmenter la productivité des opérations tout en améliorant l'efficacité de la formation des opérateurs. Il faut pouvoir organiser le transfert des savoir-faire, mais aussi d'accélérer la prise d'autonomie et la montée en compétence de ces opérateurs débutants. Les supports des instructions de maintenance doivent évoluer pour faciliter la recherche et la compréhension des bonnes informations pour chaque tâche et ainsi avoir un impact sur la productivité globale des débutants dès le début et de le confirmer avec l'accumulation d'expérience.

2.3. Contraintes et besoins en maintenance aéronautique

La maintenance aéronautique est assujettie à plusieurs contraintes qui se retrouvent de manière équivalente dans les activités d'industrie lourde (Transports, Nucléaire, Défense). La règlementation aéronautique impose des normes de qualité élevées pour la certification des équipements aéronautique (airworthiness, EASA-2019) et les activités associées (production, installation, maintenance …). Il est notamment difficile d'équiper les pièces avec des outillages supplémentaires lors de ces phases de travail car leur utilisation est réglementée et chaque action sur un équipement nécessite de définir et suivre des procédures conformes à la certification.

Martinetti et al. (Martinetti-2017) établissent que la maintenance aéronautique nécessite la collecte et l'utilisation d'une quantité importante d'informations sur les procédures standard, spécifiques à chaque tâche et à chaque équipement pour effectuer les tâches de maintenance. Les équipements doivent répondre à un certain nombre de contraintes en termes d'effort (statique, dynamique, fatigue...), de résistance à la chaleur, de pression, de poids pour assurer les fonctions d'un appareil aéronautique. Il existe donc une grande variété d'équipements (mécaniques, hydrauliques, électriques, électroniques...) de grande complexité de l'équipement qui imposer la connaissance de nombreuses données précises pour travailler sur l'équipement. De plus, l'existence de plusieurs configurations pour chaque équipement, possiblement unique en maintenance (modification d'usure, de conception, facultatives), complexifie l'activité.

Bernard et al. (Bernard-2020) mettent en évidence l'impact important des contraintes cognitives liées aux activités de maintenance. Les tâches de maintenance ont une part spécifique à chaque configuration qui nécessite de s'adapter d'un équipement à l'autre. Ces conditions rendent difficile la spécialisation en maintenance, contrairement à la production. Les besoins des opérateurs en maintenance sont d'identifier les configurations d'équipement, de collecter les informations nécessaires à l'exécution des tâches, d'interpréter la documentation, de comprendre les instructions, et enfin de vérifier le résultat pour valider la bonne exécution de la tâche. Les exigences en termes de qualité et de temps de résolution des problèmes, induites par les produits eux-mêmes, génèrent des exigences et une complexité sur les tâches de maintenance. Il est nécessaire de s'assurer que les bonnes procédures ont été appliquées avec les bonnes informations. La capacité à répondre à ces exigences malgré la complexité des activités repose sur la capacité des opérateurs à utiliser les supports d'instruction. Il s'agit de tâches complexes pour lesquelles une assistance est toujours nécessaire.

2.4. Environnement MRO – Maintenance, Repair & Overhaul

La maintenance aéronautique intervient à différents moments du cycle de vie des équipements et se divise en deux catégories : les interventions légères non programmées, qui concernent le remplacement rapide de sous-équipements, et les interventions lourdes programmées qui nécessitent des ressources et des compétences spécifiques, telles que des révisions ou des modifications. Le deuxième type identifié comme maintenance de niveau dépôt (ou niveau D, Raivio-2001) est plus adapté au développement d'outils de réalité augmentée en raison de la complexité des tâches (réparations importantes), de la variété des équipements qu'il couvre et des conditions de travail.

Les opérations de MRO (Maintenance, Repair & Overhaul) sont des activités à basse fréquence (dizaines d'années) réalisées en atelier, dans des conditions semi-contrôlées (moins structurées qu'en production). Elles regroupent des activités d'inspection, réparation, assemblage et formation (Palmarini-2018) qui nécessitent de se référer à des documents standardisés décrivant les éléments nécessaires à la réalisation des tâches (outils, graisse, etc.), les tâches elle-même et la manière de valider leur exécution. La documentation technique désigne l'ensemble des documents nécessaires à un atelier (ou station) de réparation pour effectuer la maintenance des équipements (fig. 18). Elle est distribuée aux acteurs qui interagissent avec les équipements (stations de réparation MRO, compagnies aériennes ou forces armées).

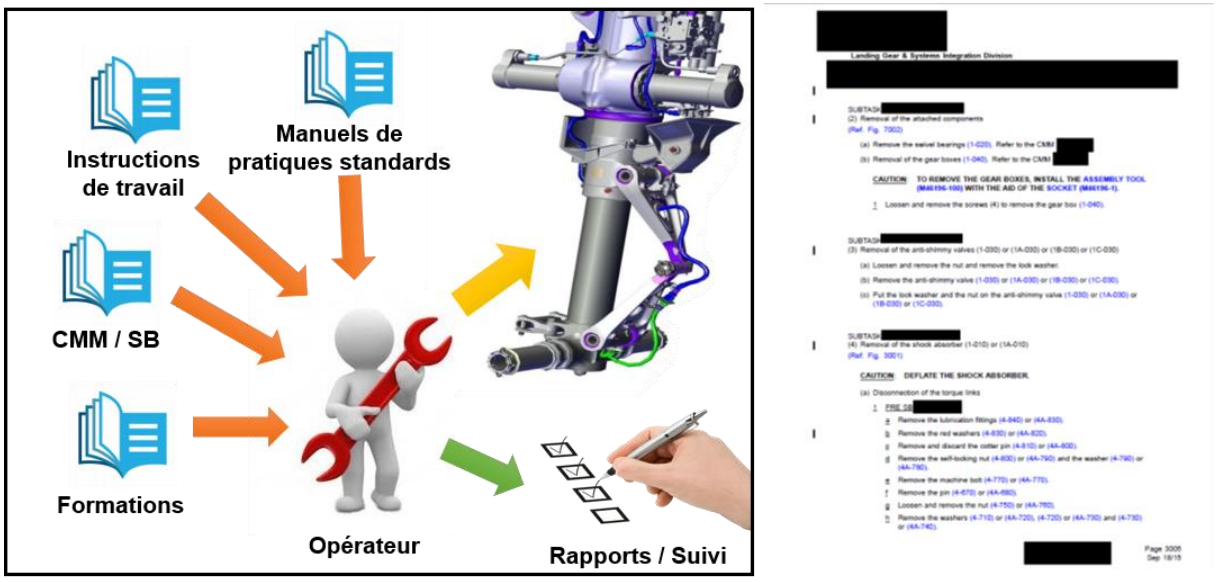


Figure 18 : Ensemble des documents papier intervenants lors d'une opération de MRO et extrait de document CMM au format ATA2000

Les principaux documents (Component Maintenance Manual & Service Bulletin) sont rédigés au format textuel PDF selon la norme ATA2000 (fig. 18, A4A-2020). L'évolution des normes de documentation fait émerger un nouveau format numérique web rédigé selon la norme S1000D (S1000D-2020). Cette norme permet de réaliser des documents textuels interactifs organisées en modules de données indépendants (textes, lien hypertextes, images, média …). Des aides complémentaires, appelées Mode Opératoire Visuel (ou MOV), ont été mises en place dans certains ateliers pour faciliter la compréhension de ces documents. Ainsi, l'environnement de MRO présentes les facteurs de complexité suivants :

- La grande variété d'équipements et de configurations rend impossible l'apprentissage de toutes les informations nécessaires,
- Il est nécessaire d'utiliser un support de travail pour appliquer rigoureusement les procédures et respecter les exigences de qualité requises,
- Les informations sont réparties sur un panel de documents variés au travers desquels les opérateurs doivent naviguer pour effectuer les opérations,
- Les documents techniques surchargent les opérateurs d'informations pour couvrir l'ensemble des procédures et configurations d'équipement,
- Le temps d'apprentissage pour monter en compétence sur les tâches, mais aussi sur l'utilisation de la documentation est important.

Nos travaux proposent une méthode pour déployer et évaluer un dispositif de réalité augmentée pour l'assistance aux tâches de maintenance présentant ces facteurs de complexité. Pour cela, nous détaillons les types de tâches intervenant dans le processus de maintenance aéronautique dans la sous-section suivante.

2.5. Tâches de maintenance aéronautique

La maintenance est une activité au cœur des échanges entre les stations de réparation certifiées (part 145, Drury-1999) et les avionneurs/compagnies, qui intervient à plusieurs échéances dans la vie des équipements aéronautiques (fig. 19) et regroupe l'ensemble des opérations comprises entre l'ouverture d'une demande de maintenance et sa clôture (Jimenez-2011). Ce processus de maintenance intègre des tâches d'inspection (préliminaire, pièces et finale), de réparation (nettoyage, contrôle, réparation) et d'assemblage (désassemblage, assemblage de sous-ensembles et assemblage final). Les opérateurs débutants travaillent dans un premier temps sur des tâches simples (démontage, nettoyage) avant de réaliser les tâches les plus complexes.

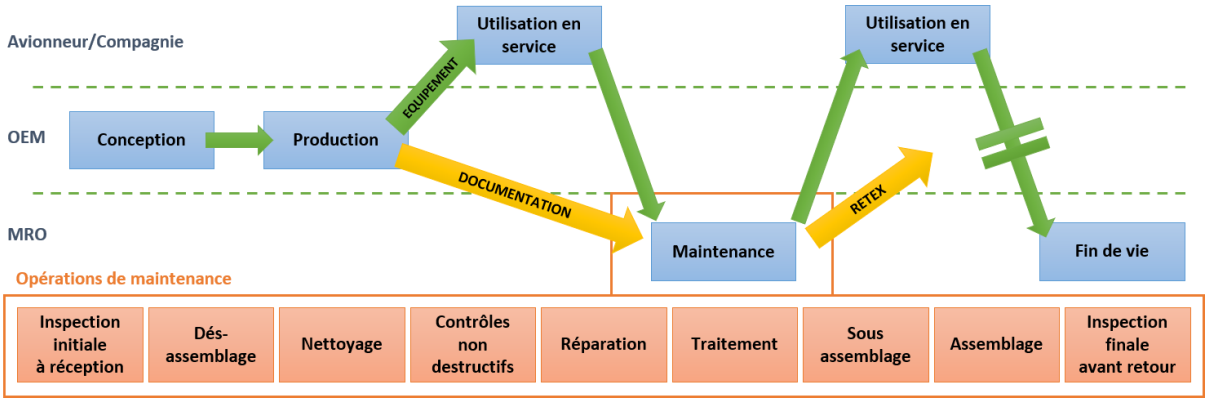


Figure 19 : Activités de maintenance dans le cycle de vie d'un équipement aéronautique

L'inspection initiale réalisée à la réception de l'équipement a pour objectif d'identifier la configuration de l'équipement reçu, de signaler les pièces manquantes et répertorier les défauts observables visuellement (type, emplacement, gravité). Le rapport d'inspection est communiqué à l'avionneur pour actualisation du devis. Le démontage consiste à séparer les pièces et sous-ensembles de l'équipement sans les endommager. Chaque pièce importante sera contrôlée tandis que les autres sont rebutées (visserie). Le nettoyage concerne l'ensemble des pièces conservées après le démontage qui doivent être préparées pour les contrôles.

Les contrôles non-destructifs visent à déterminer si les pièces sont réutilisables, doivent être réparées ou doivent être rebutées. Il s'agit d'inspections visuelles, de mesures dimensionnelles, de ressuage et d'autres techniques de contrôles non destructifs plus poussées si nécessaire (thermographie). Certains résultats amènent à approfondir l'analyse et les tests avec les bureaux d'étude pour éviter un rebut potentiel. La réparation intervient à la suite des contrôles non-destructifs si un défaut réparable a été identifié. Il s'agit d'opérations d'usinage, de rectification et de baguage. Les traitements sont effectués sur l'ensemble des pièces de l'équipement pour leur appliquer les protection nécessaires (placage, peinture). Les zones qui ne doivent pas être traitées sont protégées à l'aide d'outils et de masques appliqué sur les pièces avant traitement.

Le sous-assemblage consiste à rassembler les pièces de l'équipement (neuves et réparées) pour constituer des sous-ensembles. L'assemblage final concerne le montage des sous-ensembles sur le corps de l'équipement et l'installation des harnais électriques/hydrauliques. L'inspection finale clôture le processus de maintenance pour valider que l'équipement est remonté conforme vis-à-vis des procédures de maintenance et de la configuration attendue.

2.6. Impact potentiel de la réalité augmentée

Les tâches de maintenance nécessitent que les opérateurs réalisent des actions propices à l'usage de la réalité augmentée et sur lesquels elle pourrait avoir une valeur ajoutée (tableau 4).

Tâche de maintenance	**Besoin à réaliser**
Inspection initiale/finale	Être rapide et exhaustif.
	Comparer un équipement réel aux données de référence (plan, modèle 3D)
	Rédiger un rapport contenant des prises de notes et des photos
	Statuer sur des besoins de maintenance particuliers en fonction des défauts observés
Démontage	Besoin de suivre les procédures pour ne pas se blesser ou casser des pièces.
	Identifier les pièces à rebuter et celles à conserver.
Nettoyage	Pas de besoins spécifiques sur cette étape
Contrôles non-destructifs / Réparation	Identifier les zones à inspecter
	Caractériser visuellement les défauts
	Collecter les résultats d'outils de mesure
	Etablir un rapport pour analyse approfondie
Traitements	S'assurer de masquer correctement l'ensemble des zones qui doivent l'être
Sous-assemblage / Assemblage final	Localiser et rassembler l'ensemble des pièces
	Accéder aux informations spécifiques à la configuration de l'équipement
	Appliquer correctement les instructions de montage
	Installer correctement les éléments (sous-ensembles, graisseurs, harnais, plaquette)
	Vérifier et valider les étapes de montage

Tableau 4 : Besoins associés aux tâches pouvant être adressés avec la réalité augmentée

Nous identifions trois catégories de tâches du processus de maintenance (inspection, réparation et assemblages) dont la réalisation pourrait être facilitée chez les MRO grâce à la réalité augmentée en fournissant des contenus visuels explicites et interactifs en fonction des besoins de l'utilisateur. Les scénarios peuvent afficher les informations utiles (mesures, outils, équipements, …) en contexte et au bon moment afin de réduire les besoins d'interprétation et faciliter la formation des opérateurs sur ces tâches. Le numérique facilite le renseignement d'observations en cours d'opérations, les traitements post-opérations (rédaction de rapport automatisée), la gestion des informations (stockage, envoi, signature électronique, …) et contribue à réduire le volume des archives papiers. Cela permet d'envisager des bénéfices de la réalité augmentée sur les tâches, observables avec des indicateurs de performance appropriés.

2.7. Indicateurs de performance clés en maintenance

La maintenance aéronautique est évaluée selon plusieurs points de vue. A grande échelle le facteur principal est la fiabilité, mesurée via le temps moyen avant défaillance (Lugan-2011). Pour les clients, les indicateurs concernent les délais de livraison et les défauts qualités exportés.

Martinez et al. (Martinez-2014) montrent que l'adoption des concepts Lean au niveau des atelier pour les activités aéronautiques a fait émerger une méthodologie structurée SQCDP (Sécurité, Qualité, Coût, Délai, Personnel) pour l'organisation du travail, la conception des tâches et faciliter la communication sur l'amélioration des performances avec les opérateurs. Le contrôle de l'activité de maintenance à l'échelle des tâches est donc effectué au travers d'indicateurs associés aux thématiques de Sécurité, Qualité, Coût, Délai, Personnel avec une attention particulière portée aux thématiques de Qualité et de Délai ainsi qu'à leur impact sur le coût de la maintenance.

Le critère principal est le niveau de qualité observé au travers du nombre de non-qualités associé à une tâche sur une durée donnée. Une mauvaise exécution des instructions peut entrainer une régression dans le cycle de maintenance ou mise au rebut des pièces qui impacte à la fois le coût (achat de nouvelles pièces) et la durée (refaire les tâches amont) de la maintenance. Le deuxième critère essentiel est le temps de réalisation des tâches de maintenance. Le temps global de maintenance est défini contractuellement et tout retard entraine des pénalités financières. Ces temps conditionnent également la charge de travail que pourra accepter l'atelier. Le troisième critère utilisé est la présence d'éléments de traçabilité. Les opérations de maintenance doivent être suivies et documentées pour être capable à tout instant de s'assurer que chaque tâche a été réalisée correctement sur chaque équipement. La sécurité des opérateurs (nombre d'incidents annuel) n'est pas associée directement aux tâches.

2.8. Modélisation de tâches industrielles

La définition d'un modèle de données représentant des tâches de maintenance industrielles est essentielle pour comprendre l'impact de la réalité augmentée sur ces tâches et organiser la collecte de données structurées afin d'alimenter le processus de classification pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces tâches. Les méthodes de modélisation d'une tâche industrielle sont étudiées dans cette sous-section pour définir comment construire un modèle adapté à l'usage décrit précédemment.

Akrout et al. (Akrout-2013) classent les tâches de maintenance à des fins d'automatisation en utilisant des techniques d'ingénierie industrielle (analyse de flux de travail, mouvement temporel...). La description des tâches de maintenance repose sur une décomposition des tâches principales en sous-tâches essentielles à l'accomplissement de cette tâche principale. Chaque sous-tâche est examinée pour la décomposer en actions faisables par des robots. Frank et Lillian Gilbreth (Gilbreth-1911) définissent l'outil « Therbligs » pour décrire des processus de fabrication en décomposant des tâches en mouvements élémentaires. Il est possible d'intégrer des informations temporelles à cette description. Ces techniques permettent d'analyser et d'améliorer les processus existants d'un point de vue ergonomique ou en vue d'une robotisation. Cependant, elles sont peu utilisées pour décrire des tâches de maintenance qui ne sont pas uniformes, sont irrégulières et comprennent des actions complexes (Akrout-2013).

Des travaux modélisent des processus de maintenance pour étudier l'impact des erreurs de maintenance et des corrections sur le processus global. Vatn et al. (Vatn-1996) développent un modèle d'optimisation de la maintenance qui prend en considération les éléments qui ont un impact sur la planification et la durée de la maintenance. Jones et al. (Jones-2010) étudient l'utilisation de l'analyse statistique pour modéliser les activités de maintenance et d'inspection afin de surveiller et l'optimiser les processus. Il s'agit d'approches globales qui n'entre pas dans les détails de la description des tâches.

Annett et al. (Annett-1967) définissent l'analyse hiérarchique des tâches pour aider à décomposer les tâches et étudier l'ergonomie de ces tâches. Elle se base sur une décomposition en sous-tâches, chacune définie par un sous-objectif mesurable contribuant à l'objectif principal de la tâche. Chaque sous-tâche est décrite en termes de contribution, d'actions, de retour d'information et d'objectif. Decker (Decker-1997) modélise les tâches en se concentrant sur le type de tâche, l'action exécutée et les relations entre les actions pour la simulation.

Paterno (Paterno-2002) identifie des méthodes pour modéliser les tâches et l'optimisation des processus qui se concentrent sur la description des tâches en termes d'actions unitaires, de relations entre les actions et de définition des types d'actions. Qiu et al. (Qiu-2014) établissent un processus coopératif comme un ensemble complexe où chaque tâche est déclenchée par un événement, est exécutée par un acteur, nécessite l'utilisation d'outils (clés, …) et s'appuie sur des données, les instructions de travail. Schumacher et al. (Schumacher-2016) indique que les principaux éléments pour définir un modèle sont les catégories à prendre en compte, les caractéristiques incluses dans ces catégories et la valeur attribuée à chacune.

Pour évaluer l'influence de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance, nous devons mettre en place un modèle au niveau des tâches. Nous nous basons ainsi sur le découpage hiérarchique en sous-tâches mesurables (Annett-1967) pour lesquelles nous identifions notamment le type d'actions exécutées (Decker-1997, Paterno-2002), les acteurs concernés, les outils et les instructions de travail (Qiu-2014). Pour organiser ces éléments nous mettons en place une structure de type catégories-caractéristiques-valeurs (Schumacher-2016). Ce modèle est développé dans la partie 3. Cependant, les modèles identifiés ne prennent pas en compte l'environnement entourant la tâche qui influence le rôle de la réalité augmentée. La sous-section suivante enrichit cette approche avec la prise en compte de l'usage de la réalité augmentée.

2.9. Modélisation de tâches assistées par la réalité augmentée

La définition de modèles adaptés à l'assistance par la réalité augmentée est nécessaire pour prendre en compte l'impact sur les tâches et adapter les contenus aux utilisateurs et aux contextes d'utilisation. Radkowski et al. (Radkowski-2015) adaptent le niveau de guidage en fonction de la difficulté des tâches. Les facteurs identifiés comme exerçant une influence sur la difficulté des tâches d'assemblage sont le type d'opération, le nombre d'articles impliqués dans une action (pièces et outils) et l'ergonomique (poids, volume des pièces, espace de travail).

Wang et al. (Wang-2016) développent une assistance en réalité augmentée pour des tâches d'assemblage qui ajuste son contenu en fonction des actions de l'utilisateur, de la progression de la tâche et des informations cognitives liées à l'opération. Ils construisent une ontologie pour représenter le processus d'assemblage permettant de renseigner des informations sur le processus, la configuration des composants et sur la cognition (fig. 20). Chaque catégorie contient plusieurs caractéristiques (utilisateur, type d'opération, outils, composants ...) de valeurs différentes. L'étude met en évidence des différences d'impacts de la réalité augmentée sur la phase de perception (compréhension des instructions), la phase d'attention (localisation des composants et des outils) et la phase d'exécution (manipulation).

Leitch et al. (Leitch-1989) décompose les tâches industrielles en tâches primitives qui sont la décision, la prédiction, l'identification, l'interprétation et l'exécution. Les trois premières sont liées à la compréhension des tâches et les deux dernières sont liées à l'exécution de la tâche. Il apparait important de distinguer les deux (compréhension et exécution) pour cibler l'apport de la réalité augmente sur les tâches de compréhension.

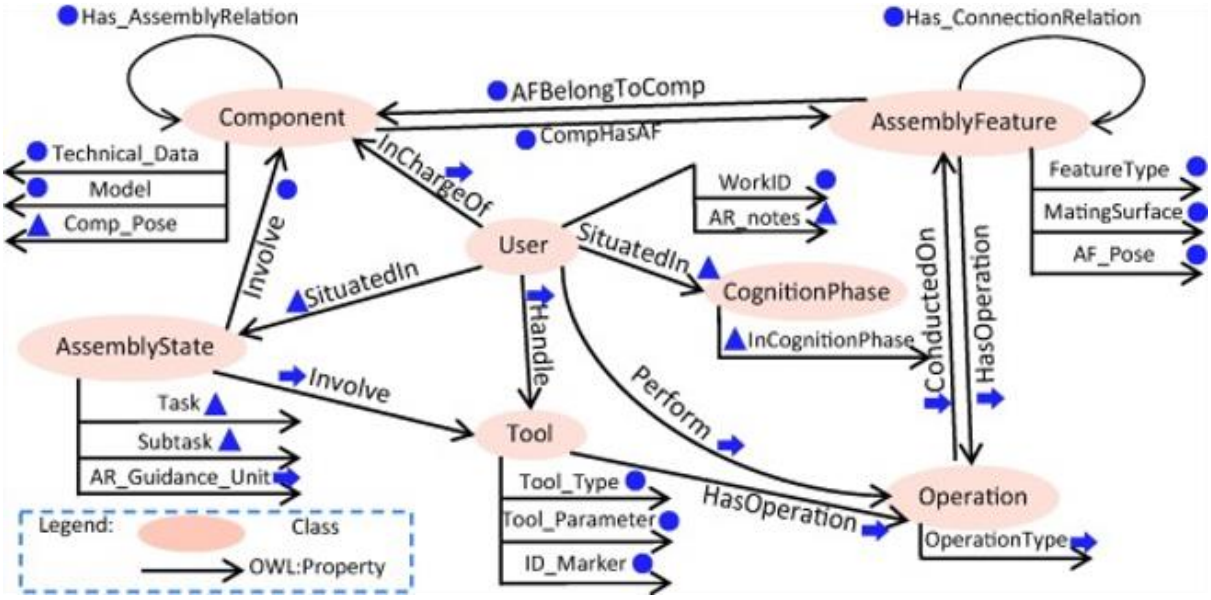


Figure 20 : Ontologie de représentation des processus d'assemblage (Wang-2016)

Palmarini et al. (Palmarini-2017) dressent une liste d'éléments clés à prendre en compte pour le déploiement d'une solution de réalité augmentée sur une tâche qui comprend l'évaluation de facteurs identifiés comme ayant un impact sur l'utilisation de la réalité augmentée (ex : le nombre de mains nécessaires pour effectuer la tâche, les conditions d'éclairage). Ces éléments doivent être pris en compte lors de la description d'une tâche assistée par la réalité augmentée.

Les travaux sur la modélisation de tâches industrielles et l'assistance par réalité augmentée fournissent des éléments de construction d'un modèle (décomposition des tâches Annett-1967, structure Schumacher-2016, caractéristiques industrielles Decker-1997, Paterno-2002, Qiu-2014, caractéristiques liées à la réalité augmentée Radkowski-2015, Wang-2016, Palmarini-2017). Cependant, nous observons que les principaux exemples de modèles de tâches industrielles sont axés sur une vision globale abstraite ou une décomposition élémentaire profonde des tâches pour l'observation et l'optimisation des processus. Il existe peu de modèles considérant la description des tâches en termes de caractéristiques liées à l'exécution (utilisateur, outils et composants) et intégrant des caractéristiques liées à l'utilisation de la réalité augmentée (complexité, environnement). Nous devons construire notre propre modèle de tâches de maintenance assistées par la réalité augmentée (partie 3) pour structurer la collecte de données lors d'expérimentations sur le terrain (partie 4).

2.10. Synthèse

La maintenance aéronautique est un secteur d'activité complexe par nature (réglementation, produits, exigences de sécurité, IATA-2018a) qui fait face à des défis (expansion et renouvellement des effectifs, IATA-2018b, MROSurvey-2017) mettant en exergue cette complexité. Les contraintes imposées aux opérateurs (exigence de qualité, volume documentaire, EASA-2019) et les besoins associés à chacun des tâches du processus de maintenance rendent propice l'usage de la réalité augmentée.

Nous mettons en évidence un intérêt à utiliser des dispositifs de réalité augmentée pour l'assistance aux tâches de maintenance industrielle complexes qui font intervenir une quantité importante d'informations (Martinetti-2017) et génèrent d'importantes charges cognitives (Bernard-2020), telles que les activités de maintenance aéronautique MRO (Raivio-2001).

Cependant, le déploiement de la technologie est entravé par le manque d'informations concrètes sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée spécifique à chaque tâche ou type de tâche. Pour observer l'impact de la réalité augmentée sur ces tâches, il faut prendre en compte des critères de qualité, de temps de réalisation des tâches et de traçabilité qui sont les critères principalement utilisés pour évaluer la productivité de ces activités (Martinez-2014).

Nous identifions alors les méthodes et outils permettant d'établir des modèles de données pour représenter des tâches industrielles (Annett-1967, Decker-1997, Paterno-2002, Qiu-2014, Schumacher-2016) ainsi que des tâches assistées par la réalité augmentée (Radkowski-2015, Wang-2016, Palmarini-2017).

Avec ces éléments, nous construirons un modèle de représentation des tâches de maintenance complexes (partie 3) permettant de généraliser les résultats d'expérimentations réalisées sur des tâches spécifiques (partie 4). Cette généralisation des résultats, par la mise en place d'un système de prédiction de l'impact de la réalité augmentée, nécessite d'exploiter les données avec des algorithmes d'apprentissage automatique que nous identifions plus précisément dans la section suivante.

3. Prédiction par classification supervisée

3.1. Introduction

Cette section présente le concept d'apprentissage automatique et les algorithmes de classification supervisée utilisables pour extraire des informations d'un jeu de données. La mise en œuvre de la réalité augmentée dans le milieu industriel est ralentie par le manque d'informations sur sa valeur ajoutée pour chaque tâche (Porcelli-2015, Egger-2020). L'objectif est de déterminer comment exploiter les données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée collectées lors des expérimentations avec des algorithmes de classification supervisée afin de généraliser les observations réalisées sur des tâches qui ne sont pas encore implémentées. Il s'agit à la fois d'identifier les algorithmes disponibles, d'expliciter le processus de classification à construire (préparation des données, entrainement et sélection d'un classifieur) et de déterminer comment prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur une tâche avant déploiement grâce à la modélisation et aux données expérimentales.

3.2. Apprentissage automatique

Le concept d'apprentissage automatique couvre l'étude des modèles mathématiques et des algorithmes qui sont conçus pour apprendre à partir d'un ensemble de données d'entrée afin de déterminer automatiquement leur sortie (Mitchell-1997). Ces algorithmes utilisent des outils mathématiques, tels que l'analyse statistique, les probabilités ou l'intelligence artificielle. L'objectif de l'apprentissage automatique est de faire des déductions et des prédictions basées des jeux de données. L'approche d'apprentissage non supervisé (algorithmes de regroupement) extrait des informations de grands ensembles de données par l'analyse des similitudes et différences entre les données (Yang-2015). Cette approche permet de regrouper des jeux de données mais pas de leur attribuer de nouvelles caractéristiques à des fins de prédiction.

L'approche d'apprentissage supervisé permet de faire des prédictions basées sur l'expérience, acquise par apprentissage sur un jeu de données d'entrainement étiquetées (Kotsiantis-2006). Ce jeu de données d'entrainement est constitué d'observations, composées de données caractéristiques (variables d'entrée) et de données étiquettes (variables de sortie).

L’entrainement consiste à apprendre à l’algorithme à attribuer une valeur aux variables de sortie en fonction des variables d’entrée sur la base de ces données d’entrainement. Les algorithmes de classification généralisent la relation entre les caractéristiques de chaque observation et leurs étiquettes respectives, ce qui permet d’attribuer des étiquettes à de nouvelles observations sur la base de cet entrainement. Les modèles sont des algorithmes de régression (variable de sortie quantitative) ou des algorithmes de classification (variable de sortie qualitative).

Dans l'industrie, les classificateurs permettent d’extraire de l’information des données à disposition pour assister à la prise de décisions. L’utilisation sur des paramètres de tâches (entrée) et d’évaluation de produits (sortie) permet de prédire la qualité du produit (Qiu-2014). L'application sur des données machines génère de informations utiles pour anticiper les pannes et décider quand agir dans le cadre de maintenance prédictive (Liu-2019). De la même manière, l’usage de classificateurs sur des jeux de données constitués de valeurs physiques permet de détecter en amont les défaillances et les analyser (diagnostic des défauts mécaniques avec vibrations (Baccarini-2011), analyse des défaillances des turbines dans les installations thermiques (Chen-2011), maintenance conditionnelle (Jardine-2006), surveillance de la charge électrique des réseaux intelligents (Zhou-2013). Un modèle de donnée spécifique a été développée pour décrire chacune de ces situations et alimenter le processus de classification.

Ces travaux mettent en évidence la possibilité d'utiliser l'apprentissage automatique pour exploiter les informations contenues dans un jeu de données structurées (caractéristiques et étiquettes) et effectuer des prédictions. L’usage d’un classificateur nécessite d’établir un modèle de données structuré pour décrire les éléments à classifier et de mettre en place un processus de traitement des données pour préparer ces données et entrainer l’algorithme.

3.3. Algorithmes de classification supervisée

Binkhonain et al. (Binkhonain-2019) ont identifié seize algorithmes d'apprentissage automatique répartis dans les trois catégories d'apprentissage, d'apprentissage non supervisé et des algorithmes semi-supervisés. Les méthodes utilisées par les algorithmes de classification supervisée sont réparties en cinq catégories (tableau 5, Kotsiantis-2006).

Catégories	Types d’algorithmes de classification
Algorithmes basés sur la logique	Arbre de décision Les observations sont partitionnées de manière itérative en fonction des caractéristiques de test choisies par l'algorithme pour

		maximiser la pureté des classes (présence d'un maximum de la même observation étiquetée dans chaque classe calculée).
	Classificateurs basés sur des règles	Les caractéristiques sont combinées pour prédire la valeur des étiquettes (valeur continue avec régression linéaire, probabilité de résultat avec régression logistique).
	Techniques basées sur le perceptron	Réseau de neurones Les caractéristiques sont données à un réseau constitué de couches de nœuds de calcul. Les nœuds sont équilibrés pour attribuer la bonne étiquette à chaque observation.
	Algorithmes d'apprentissage statistique	Les observations du réseau bayésien sont utilisées pour calculer la probabilité de relations entre chaque variable (caractéristiques et étiquettes).
		Les observations des classificateurs bayésiens naïfs sont utilisées pour calculer la probabilité de relations entre les caractéristiques et les étiquettes. Les caractéristiques sont considérées comme statistiquement indépendantes.
	Apprentissage par instance	KNN (Les k plus proches voisins) Les observations reçoivent une étiquette basée sur les données étiquetées qui présentent les caractéristiques les plus similaires (distance basée sur les voisins les plus proches).
		Support Vector Machines (SVM for Classification) Projette les observations dans une représentation à haute dimension pour identifier les hyperplans qui maximisent la séparation entre les classes.

Tableau 5 : Algorithmes de classification supervisée

Brooks et al. (Brooks-2017) distinguent deux rôles. La classification explicative vise à extraire des informations pour définir l'impact de chaque caractéristique sur le résultat actuel. La classification prédictive vise à appliquer les connaissances acquises sur les données disponibles à de nouvelles données afin de prévoir les résultats futurs.

Aly et al. (Aly-2005) déclarent que la première fonction des algorithmes de classification était de traiter des problèmes simples concernant deux classes (deux valeurs de sortie possibles). Le traitement de situations comportant plus de deux classes nécessite une adaptation soit du problème, soit des algorithmes. La solution pour appliquer des classificateurs binaires à la classification multi classe est de décomposer le problème initial en problèmes de classification binaire soit en comparaison classe à classe (all vs all), soit en isolant une classe par rapport aux autres (one vs all). Les algorithmes de SVM peuvent être étendus de cette manière pour traiter des problèmes multi classes.

Ces méthodes permettent de faire de la classification prédictive, cependant leurs performances sont variables en fonction de la distribution des données. Par la suite, nous devrons les confronter pour choisir les algorithmes les mieux adaptés à la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance (partie 3).

3.4. Processus de classification

La mise en place d'un classifieur nécessite de travailler sur les données et les algorithmes à partir d'un processus générique (Binkhonain-2019, Kotsiantis-2006, Brooks-2017). Dans nos travaux, nous adaptons ce processus pour traiter les données relatives aux tâches de maintenance aéronautique et entrainer un classificateur à la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces tâches (fig. 21). Les deux sous-sections suivantes ont pour but de présenter les étapes à adapter pour préparer les données et sélectionner un classificateur. La description du sujet de la classification (en entrée du processus), nécessaire lorsque des données existantes ne sont pas disponibles (Brooks-2017), est traitée dans les sous-sections suivantes.

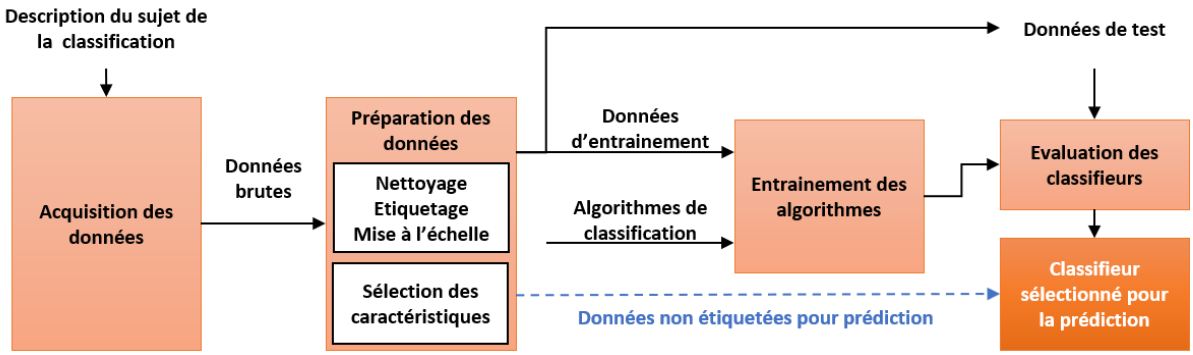


Figure 21 : Vue d'ensemble du processus de préparation des données et d'entrainement pour la construction d'un classifieur

3.5. Préparation des données

La première étape d'acquisition de données consiste à établir la structure de jeu de données en identifiant les caractéristiques qui représentent les éléments à classer (données d'entrée) et les étiquettes à attribuer (valeur de sortie) pour collecter ces données (Brooks-2017). La collecte de données est limitée car coûteuse en ressources. Il est recommandé de faire une collecte exhaustive des données disponibles avant d'identifier les caractéristiques les plus pertinentes (étape 3), notamment avec l'aide d'experts (Kotsiantis-2006).

La deuxième étape, le traitement des données, vise à rendre les données utilisables par les algorithmes au travers de différentes actions (nettoyage, étiquetage, mise à l'échelle) (Kotsiantis-2006). Le nettoyage consiste à traiter les valeurs anormales dans l'ensemble de données (absentes, impossibles, non pertinentes) en supprimant les observations anormales ou en remplaçant les valeurs anormales par la valeur la plus courante ou la valeur moyenne de la caractéristique concernée. L'étiquetage des données est l'attribution manuelle des classes à chaque observation du jeu de données d'entrainement (valeur de sortie du classificateur). Il existe des jeux de données étiquetées pour les classifications les plus courantes (reconnaissance d'images), utilisables pour entrainer de nouveaux classificateurs, mais sur une classification plus spécifique, il faut construire un jeu de données adapté (Binkhonain-2019). La mise à l'échelle des données consiste à exprimer chaque caractéristique à la même échelle pour annuler les disparités d'échelle entre les caractéristiques, soit en exprimant chaque caractéristique sur le même intervalle (normalisation), soit en la transformant selon la distribution normale normalisée de la caractéristique (standardisation).

La troisième étape est la sélection des caractéristiques pertinentes pour la classification à l'aide d'experts, d'algorithmes ou par l'évaluation des modèles de classification. L'objectif est de réduire la dimensionnalité du jeu de données pour faciliter l'entrainement du classifieur et améliorer ses performances en éliminant les caractéristiques trop corrélées, qui n'apportent aucune information supplémentaire (Kotsiantis-2006). Langley et al. (Langley-1994) proposent de comparer les performances de classifieurs entrainées avec différentes combinaisons de caractéristiques et de conserver les meilleures. Biran et al. (Biran-2017) quantifient l'impact de chaque caractéristique individuelle en comparant les évaluations des classifieurs entrainés avec et sans cette caractéristique. L'analyse des données avec une matrice de corrélation permet d'identifier les redondances d'informations entre les différentes caractéristiques et d'en éliminer du jeu de données au-dessus d'un certain seuil. Les algorithmes d'analyse en composantes principales (ou ACP) génèrent de nouvelles caractéristiques, contenant les mêmes informations que les caractéristiques initiales, mais moins nombreuses, non corrélées et triées de la plus importante à la moins importante (Wang-2017). Ils construisent une nouvelle base d'expression du jeu de données de manière itérative en identifiant les vecteurs selon lesquels la variance est la plus forte (indicateur de l'importance des informations) et orthogonaux aux vecteurs précédemment identifiés base pour décorréler les composantes.

La définition du modèle de données est une étape clé que nous devons investiguer pour mettre en place le processus de classification pour la collecte des données. Nous devons évaluer les méthodes de mise à l'échelle des données pour identifier la plus adaptée à la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance (partie 4). Les techniques de comparaison des performances de plusieurs classificateurs sont adaptées pour des classifications sur des jeux de données importants. Pour nos travaux, nous utiliserons une matrice de corrélation afin d'identifier clairement les caractéristiques pertinentes et focaliser la collecte de données sur ces dernières afin de l'optimiser. Nous évaluerons l'effet de l'ACP sur l'entrainement des classificateurs avant de l'intégrer dans le processus.

3.6. Sélection d'un classifieur

La quatrième étape du processus est l'entrainement des algorithmes de classification afin d'évaluer leurs performances sur le jeu de données. L'objectif est de préparer l'évaluation de classifieurs entrainés avec différentes préparations de données (mise à l'échelle, ACP) et différents algorithmes de classification pour sélectionner les choix qui permettent d'obtenir les meilleures performances. L'évaluation consiste à comparer les résultats obtenus par le classifieur entrainé à des données déjà étiquetés. Les données utilisées pour l'entrainement sont connues par le classifieur et ne peuvent donc pas être utilisées pour son évaluation (score parfait). L'acquisition d'un nouveau jeu de données pour l'évaluation est difficile, voire impossible, mais il est possible de diviser un jeu de données initial étiqueté en deux jeux, l'un pour l'entrainement, l'autre pour l'évaluation (Brooks-2017). Cela impacte cependant les performances du classifieur, qui a besoin d'un maximum de données d'entrainement, lorsque le jeu de données est de taille limitée (milieu industriel).

Le processus d'évaluation par validation croisée (K-fold cross validation) permet d'entrainer et d'évaluer des classifieurs avec un unique jeu de données sans les inconvénients des autres méthodes (Kotsiantis-2006). Le jeu de données est divisé en K sous-ensembles de taille égale et chacun est utilisé pour l'évaluation d'un classificateur entrainé avec tous les autres sous-ensembles (fig. 22). Les valeurs communes de K sont soit 5 soit 10 pour entrainer les classifieurs avec respectivement 80% et 90% du jeu de données. Le résultat de la validation croisée est la valeur moyenne des K évaluations qui ont été effectuées.

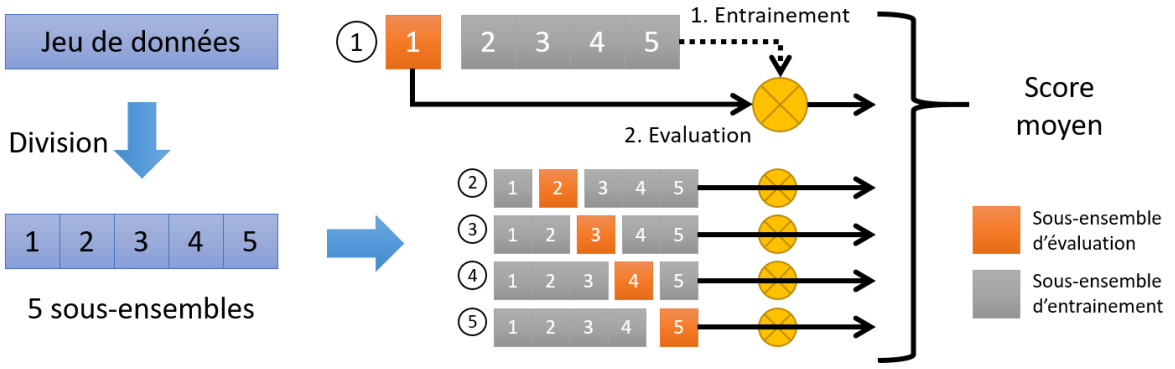


Figure 22 : Principe d'évaluation par la méthode de validation croisée en 5 parties

La cinquième étape du processus est l'évaluation des algorithmes entrainés pour identifier les choix (préparation des données, classifieur) qui donnent les meilleures performances. L'évaluation permet de quantifier la qualité de la prédiction d'un classificateur formé sur un ensemble de données de formation donné et de sélectionner le meilleur pour la classification.

Binkhonain et al. (Binkhonain-2019) identifie les paramètres d'évaluation des performances d'un classifieur sur un jeu de données. Sur une classe, la comparaison des résultats obtenus par le classifieur aux étiquettes réelles des données génère quatre informations, deux sur le nombre de classifications correctes, le vrai positif (VP) et le vrai négatif (VN), et deux sur le nombre de classifications incorrectes, le faux positif (FP) et le faux négatif (FN). Une matrice de confusion est utilisée pour représenter et visualiser rapidement les résultats de la classification. Les métriques d'évaluation sont obtenues par combinaisons de ces quatre nombres (fig. 23).

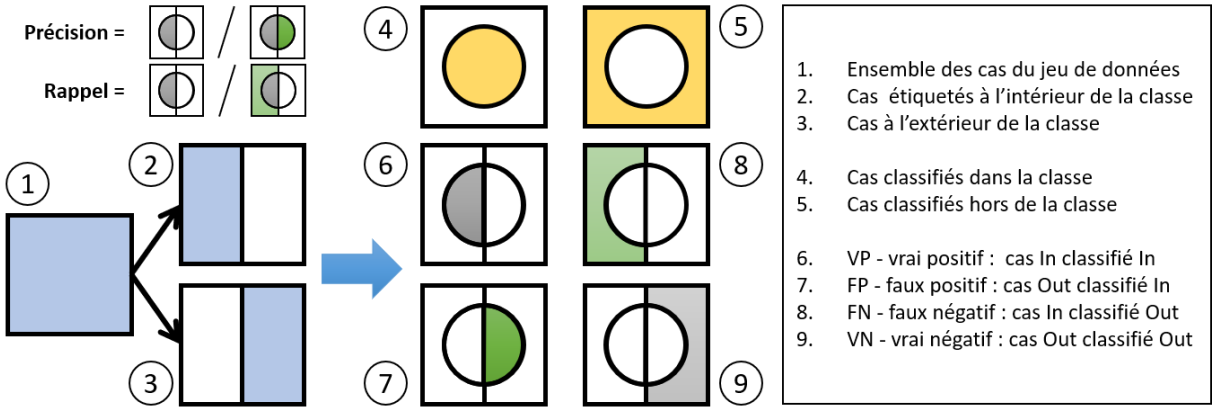


Figure 23 : Matrice de confusion pour l'évaluation de la performance d'un classificateur

Les métriques les plus représentatives sont la précision et le rappel. La précision représente le rapport entre la classification positive correcte et le nombre total de classifications positives (eq. 1). Le rappel représente le rapport entre la classification positive correcte et le nombre total d'éléments positifs (eq. 2). La précision quantifie la pertinence des éléments qui sont classés dans une classe. Le rappel quantifie la capacité du classificateur à identifier tous les éléments pertinents. L'un est privilégié par rapport à l'autre mais les deux mesures peuvent être observées ensemble en considérant leur moyenne harmonique, désignée sous le nom de F-score (eq. 3).

$$Précision = \frac{VP}{VP+FP} \quad (1)$$

$$Rappel = \frac{VP}{VP+FN} \quad (2)$$

$$Fscore = 2 \times \frac{Précision \times Rappel}{Précision + Rappel} \quad (3)$$

La courbe ROC (pour Receiver Operating Characteristic) et l'AUC (pour Area Under the Curve) sont utilisables pour représenter et quantifier les résultats d'une classification binaire (Lever-2016). Il s'agit d'un tracé graphique du taux de vrais positifs (TPR) par rapport au taux de faux positifs (FPR) Une valeur plus élevée de la AUC signifie une meilleure classification (fig. 24).

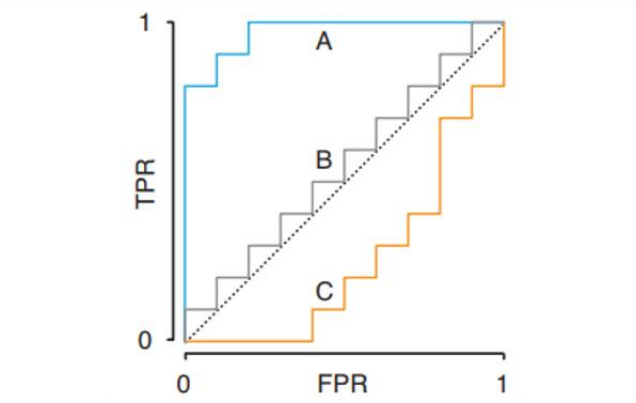


Figure 24 : Exemples de courbe ROC représentant (a) une bonne classification, (b) une classification aléatoire et (c) une mauvaise classification

L'entrainement et l'évaluation de classifieurs avec le processus de validation croisée permet de comparer les performances de différents classifieurs entrainé sur des jeux de données de taille restreinte. La comparaison des F-score moyens de chaque classifieur nous permet de sélectionner les choix de préparation de données et les algorithmes de classification les mieux adaptés pour prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance.

3.7. Synthèse

La classification supervisée est capable d'extraire des connaissances acquises sur des données structurées et étiquetées pour les appliquer à de nouvelles données non étiquetées. Cela permet d'attribuer des étiquettes à ces nouvelles données et ainsi d'expliquer des résultats existants ou de prévoir des résultats futurs (Brooks-2017). En attribuant des étiquettes aux données collectées en fonction des critères d'évaluation de la réalité augmentée observés, il sera ainsi possible de prédire l'impact de la réalité augmentée sur de nouvelles tâches.

Le processus de classification supervisée consiste à sélectionner des algorithmes d'apprentissage automatique adaptés à la classification supervisée et les entrainer sur des jeux de données préparées afin qu'ils deviennent capables de classer des données non étiquetées (Binkhonain-2019). La sélection de l'algorithme le plus approprié nécessite de construire un processus de classification pour préparer les données brutes (nettoyage, étiquetage, mise à l'échelle), sélectionner les données pertinentes pour l'entrainement des classifieurs et évaluer les performances des différents algorithmes de classification sur ces données (figure 21).

La sélection des données pertinentes pour la classification est essentielle dans un contexte industriel où les données expérimentales sont difficiles à collecter. Nous pouvons optimiser à la fois la collecte de données en concentrant les observations sur les bonnes caractéristiques grâce à l'analyse de corrélations et les performances des classifieurs en les entrainant sur des jeux de données de dimension réduite (Kotsiantis-2006). Nous pouvons évaluer les classifieurs grâce au processus de validation croisée qui crée de multiples jeux d'entrainement et de test à partir d'un unique jeu de données étiquetées. Sur des classifications binaires, l'évaluation permet de calculer le F-score moyen (moyenne harmonique de la précision et du rappel) de chaque classifieur entrainé sur le jeu de donné issue des expérimentations en atelier pour identifier les paramètres qui permettent d'atteindre les meilleures performances.

La structuration du jeu de données à exploiter au travers du processus de classification nécessite de définir un modèle de données pour représenter les tâches de maintenance qui intègre les critères d'évaluation de la réalité augmentée adaptées (partie 3). La collecte de ces données et l'utilisation du processus de classification mis en place permettra de sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes et d'évaluer l'influence de la mise à l'échelle, de l'ACP et de l'algorithme de classification au travers de ce processus (partie 4).

Deuxième partie

Problématique et méthodologie

1. Problématique & Méthodologie

1.1. Contexte

Les travaux antérieurs relevés dans l'état de l'art mettent en évidence la pertinence des technologies de réalité augmentée pour l'assistance aux tâches industrielles sur l'ensemble du cycle de vie des produits (conception, production, maintenance, Fite-Georgel-2011). Elle facilite les interactions avec des données de travail (visualisation 2D/3D, saisie & capture vidéo, traitement temps réel) ce qui permet de réduire la difficulté de réalisation des tâches complexes, notamment en maintenance (SLS-2017, UAF-2020).

Bien que les technologies disponibles soient matures pour certains usages industriels (Fraga-2018), son déploiement est freiné par le manque d'outils permettant d'identifier sa valeur ajoutée réelle sur une tâche précise (Porcelli-2015). De nombreux travaux portent sur des expérimentations en laboratoire autour des technologies utilisées (Baumeister-2017), des usages de la réalité augmentée (Werrlich-2017) et des interactions avec les utilisateurs (Hart-2006, Brooke-2013). Dans le cas des tâches complexes, les résultats obtenus sont difficilement comparables à la valeur ajoutée réelle en atelier (Egger-2020). Des travaux sont nécessaires pour collecter des résultats au cours d'évaluations en atelier sans altérer leur réalisation et généraliser ces résultats aux tâches sur lesquelles les expérimentations ne sont pas réalisables.

Il faut développer des méthodes et outils pour démontrer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches précises en contexte industriel. La maintenance aéronautique est un secteur d'activité complexe pertinent pour le déploiement de la réalité augmentée car il impose une charge cognitive élevée aux opérateurs (Bernard-2020). Cette complexité est issue des produits traités, de son positionnement dans le cycle de vie et des réglementations imposées par les exigences de qualité et de fiabilité (Lugan-2011, EASA-2019). Ces activités concernent les tâches d'inspection, de réparation et d'assemblage comprises entre l'ouverture d'une demande de maintenance et sa clôture (Palmarini-2018, Jimenez-2011) qui font interagir les opérateurs avec de nombreuses données sur les procédures standard, les spécificités des tâches et les spécificités des équipements (Martinetti-2017). Des expérimentations peuvent être mises en œuvre sur ces tâches afin de collecter des données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée.

La généralisation des données collectées au travers des évaluations en atelier est possible grâce à la modélisation des tâches (Schumacher-2016) et à l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique de type classification supervisée (Kotsiantis-2006). Les résultats des évaluations en atelier peuvent être renseignés dans un modèle de données représentatif des tâches de maintenance industrielle intégrant l'assistance par réalité augmentée (Paterno-2002, Wang-2016). La collecte de données sur le terrain est limitée par les ressources disponibles en atelier. Mais l'adaptation des algorithmes de traitement des données et de classification, utilisés dans le processus de classification, permet d'étendre les connaissances issues de ces données afin de prédire les résultats sur de nouveaux jeux de données (Brooks-2017). Il faut définir une structure de modèle de donnée adaptée et sélectionner les options de traitement des données pour la classification qui permettent d'atteindre les meilleures performances de prédiction.

1.2. Problématique

L'état de l'art met en évidence le besoin de démontrer la viabilité (faisabilité technique mais surtout confirmer l'intérêt) de la réalité augmentée pour l'assistance sur des tâches complexes précises afin de permettre son déploiement industriel. La manière de mettre en œuvre cette démonstration reste à définir. Ainsi la problématique explorée par les travaux est la suivante :

Comment démontrer la valeur ajoutée de la réalité augmentée pour des activités industrielles de maintenance complexes pour permettre, accompagner et justifier son déploiement ?

Les tâches de maintenance complexe, tels que les tâches de maintenance aéronautique, semblent les plus pertinentes pour le déploiement de la réalité augmentée dans l'industrie et intéressantes pour la réalisation d'expérimentation. Nous envisageons de collecter des données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces tâches au travers d'expérimentations avant de généraliser les résultats à l'ensemble des tâches de maintenance complexes avec des outils de classification supervisée. Il est cependant nécessaire de sélectionner et d'adapter les critères d'évaluation existants au milieu industriel pour conduire ces évaluations et de déterminer comment modéliser les tâches pour structurer la collecte de données et pouvoir généraliser ces résultats.

Pour cela, nous organisons les travaux en trois axes (Etude préliminaire, Critères d'évaluation, Caractérisation des tâches de maintenance, fig. 25) qui nécessitent d'étudier l'intégration de la réalité augmentée dans l'industrie, les méthodes d'évaluation, l'activité de maintenance aéronautique, la modélisation de tâches et le processus de classification.

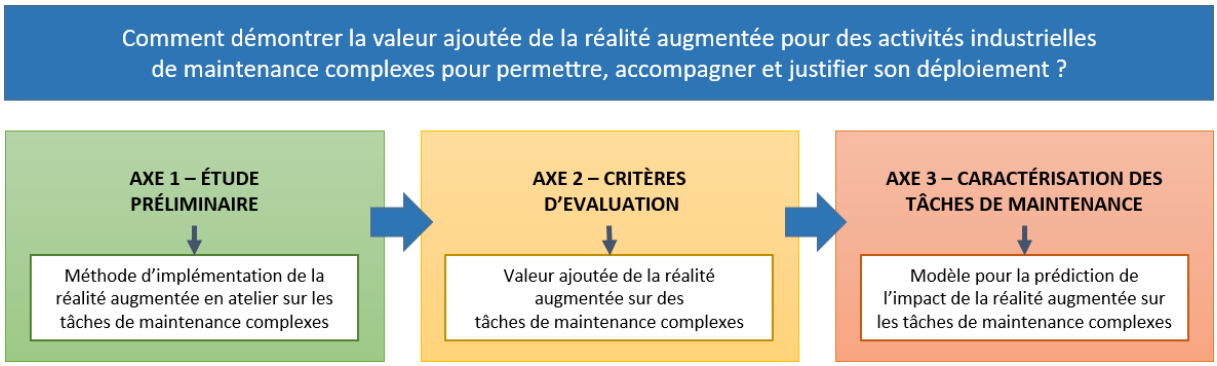


Figure 25 : Synthèse des axes de travail pour la détermination de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes

Les travaux industriels préalables (axe 1, fig. 26) ont pour objectif de déterminer comment implémenter la réalité augmentée sur une tâche de maintenance complexe en fonction des besoins en atelier. Ce sont les inconnues à lever avant de pouvoir adresser les questions de recherche (axe 2 et 3). Le but est de guider l'implémentation de dispositifs locaux pour pouvoir réaliser les expérimentations pour l'évaluation des critères sélectionnés et du modèle de données pour la classification. Il s'agit ainsi de répondre aux questions industrielles suivantes :

- QI 1.1 Comment répondre aux besoins des métiers lors de l'implémentation d'un dispositif de réalité augmentée en atelier ? *(Partie 2 / sous-section 2.2)*
- QI 1.2. Comment créer un contenu de réalité augmentée adapté à l'assistance sur des tâches de maintenance complexes ? *(Partie 2 / sous-section 2.3)*
- QI 1.3. Comment piloter l'implémentation d'une nouvelle technologie telle que la réalité augmentée dans un contexte industriel complexe ? *(Partie 2 / sous-section 2.5)*

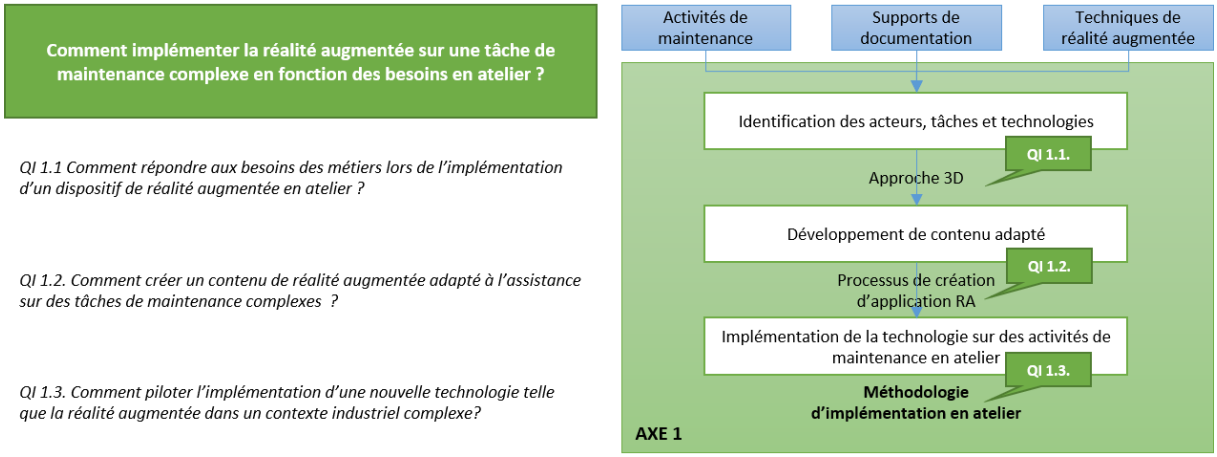


Figure 26 : Démarche des travaux / Axe 1 – Etude préliminaire

Les travaux de recherche portent sur la définition et l'évaluation d'un modèle de données pour représenter les tâches de maintenance avec des caractéristiques clés et des critères d'évaluation de l'impact de la réalité augmentée observables en atelier pour l'entrainement d'un classifieur à fournir une estimation de la valeur ajoutée sur de nouvelles tâches avant déploiement. Il s'agit de déterminer quels sont les critères d'évaluation de la réalité augmentée pertinents en milieu industriel (axe 2) et comment modéliser efficacement des tâches de maintenance pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée avant un déploiement (axe 3).

L'axe 2 (Critère d'évaluation, fig. 27) adresse les questions de recherche suivantes :

- QR 2.1. Comment évaluer en atelier la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes ? *(Partie 3 / section 2)*
- QR 2.2 Quels dispositifs de réalité augmentée implémenter pour l'assistance aux tâches de maintenance complexes ? *(Partie 3 / section 5)*
- QR 2.3 Quelle est la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes ? *(Partie 4 / sections 2 & 3)*

Cet axe se focalise sur deux aspects pour la mise en place de la collecte de données sur le terrain. D'une part, l'identification et la sélection de critères d'évaluation sur la base des critères utilisés dans la littérature et des contraintes liées à l'environnement industriel. D'autre part, la sélection des tâches et dispositifs de réalité augmentée pour mettre en œuvre la méthode établie au travers de l'axe de travail 1. A la suite de cela, nous évaluons la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de démontage en conditions laboratoire et d'assemblage en conditions réelles en atelier afin de collecter des données pour l'évaluation des critères et du modèle.

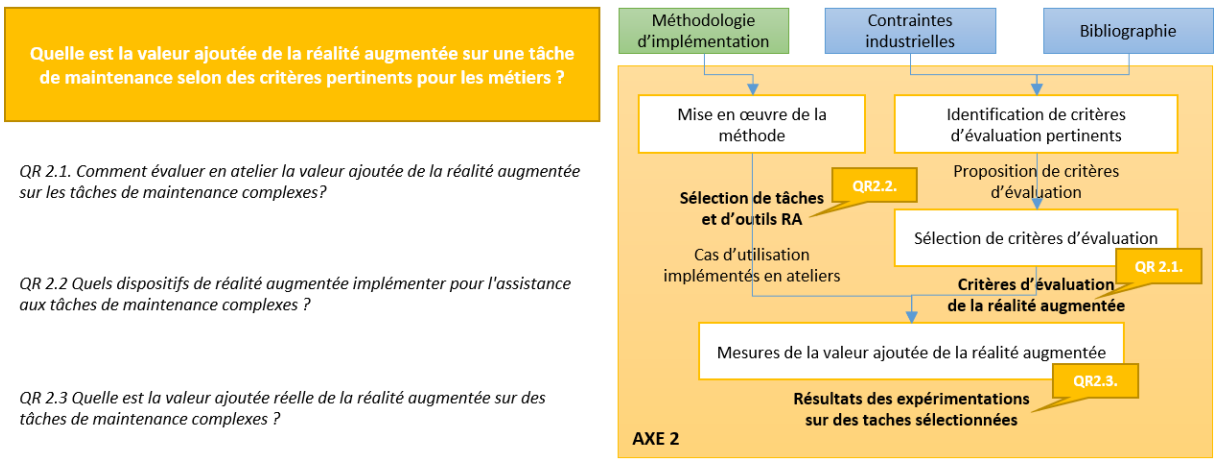


Figure 27 : Démarche des travaux / Axe 2 – Critères d'évaluation

L'axe 3 (Caractérisation des tâches, fig. 28) porte sur les questions de recherche suivantes :

- QR 3.1. Comment structurer un modèle de données pour représenter des activités de maintenance assistées par la réalité augmentée ? *(Partie 3 / sections 3 & 4)*
- QR 3.2. Comment traiter ces données pour optimiser les performances de l'apprentissage sur les algorithmes de classification ? *(Partie 4 / sous-section 4.4)*
- QR 3.3. Quelles caractéristiques du modèle sont les plus pertinentes pour la prédiction des bénéfices de la réalité augmentée sur les tâches ? *(Partie 4 / sous-section 4.2)*

Cet axe concerne dans un premier temps la construction du modèle de données à partir des techniques de description de tâches industrielles, de l'identification de caractéristiques liées à l'usage de la réalité augmentée, des critères d'évaluation et des besoins associés au processus de classification. Dans un deuxième temps, il s'agit d'intégrer des données collectées expérimentalement au modèle afin de l'évaluer et dans le processus de classification pour sélectionner les options de traitement de données et les algorithmes de classification permettant d'atteindre les meilleures performances de prédiction. Ces données permettent d'optimiser le modèle de données en identifiant les caractéristiques les plus pertinentes pour la classification.

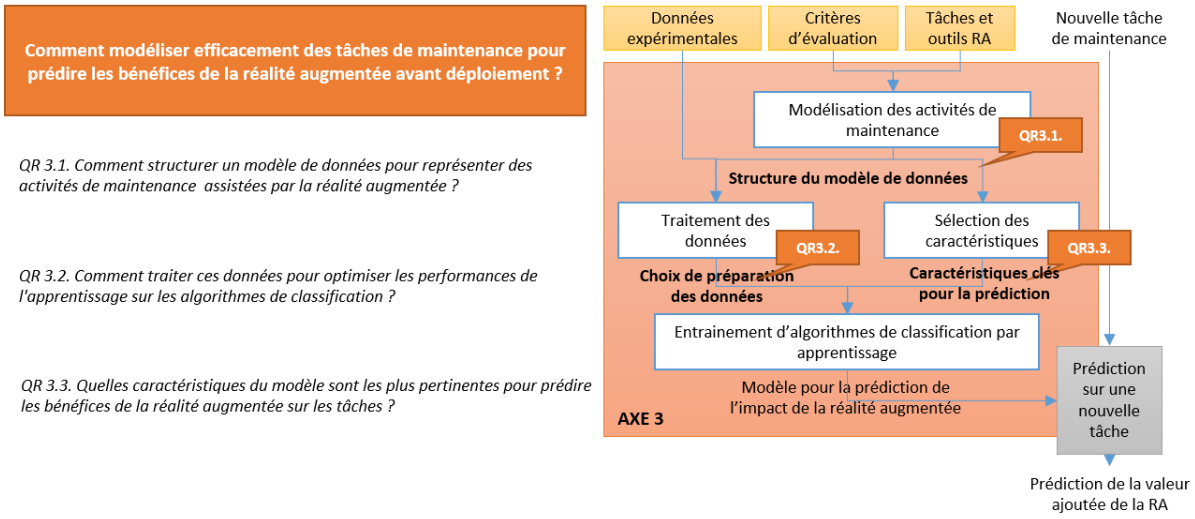


Figure 28 : Démarche des travaux / Axe 3 – Caractérisation des tâches de maintenance

Pour explorer la problématique, nous devons ainsi répondre à la fois à des questions industrielles vis-à-vis du déploiement de dispositifs en atelier (sous-partie 2.2) et aux questions de recherche concernant la définition (partie 3) et l'évaluation (partie 4) des phases de mise en œuvre expérimentale pour l'évaluation de la réalité augmentée en atelier et de modélisation des tâches de maintenance complexe pour la prédiction de la valeur ajoutée sur ces tâches.

2. Travaux préliminaires

2.1. Introduction

Cette section présente la méthodologie développée pour intégrer un dispositif de réalité augmentée dans le processus de maintenance aéronautique afin d'évaluer sa valeur ajoutée pour collecter les données nécessaires à l'évaluation des critères sélectionnés et du modèle de données établi pour la prédiction de cette valeur ajoutée sur de nouvelles tâches. Il s'agit de mener une approche d'implémentation sur trois axes (Utilisateur, Usage et Technologie) et d'inclure les étapes de création d'une application de réalité augmentée dans un processus industriel adapté à la mise en place de nouvelles technologies centrées sur l'utilisateur. Ces travaux préliminaires concernent l'axe 1 (fig. 25, fig. 26) et apportent une réponse aux questions suivantes :

- QI 1.1 Comment répondre aux besoins des métiers lors de l'implémentation d'un dispositif de réalité augmentée en atelier ? *(Sous-section 2.2)*
- QI 1.2. Comment créer un contenu de réalité augmentée adapté à l'assistance sur des tâches de maintenance complexes ? *(Sous-section 2.3)*
- QI 1.3. Comment piloter l'implémentation d'une nouvelle technologie telle que la réalité augmentée dans un contexte industriel complexe ? *(Sous-section 2.5)*

2.2. Approche en trois dimensions

La réalité augmentée est une nouvelle technologie à l'interface entre les utilisateurs, les données de travail et la tâche (Benko-2018). Son intégration dans l'environnement de travail doit être menée étape par étape en tenant compte du facteur humain, de l'évolution de la technologie et des cas d'usages & fonctionnalités traitée (Utilisateur, Usage et Technologie) (fig. 29). L'adhésion des utilisateurs est progressive, ils doivent découvrir au travers de démonstrations, puis se l'approprier sur quelques usages simples avant de l'utiliser régulièrement. La prise en main doit être meilleure et moins contraignante que les outils actuels pour être perçue positivement. Les tâches de maintenance bénéficient différemment de l'assistance par réalité augmentée, ce qui est le frein principal au déploiement de la technologie. Il faut identifier les

besoins généraux et spécifiques à chaque type de tâche pour cibler les tâches les plus pertinentes avant d'étendre à des usages plus complexes et moins impactant. Les dispositifs de réalité augmentée sont en constante évolution et à différents niveaux de maturité en fonction des usages (laboratoire, industrie, grand public). Pour limiter les frictions, il faut démarrer avec les dispositifs matures dans le milieu concerné avant de s'intéresser à l'intégration de nouveaux dispositifs moins matures. La réussite de l'implémentation de la réalité augmentée sur une tâche de maintenance industrielle passe par la prise en compte de ces trois dimensions à chaque étape de la création de l'application et de son intégration dans l'environnement industriel.

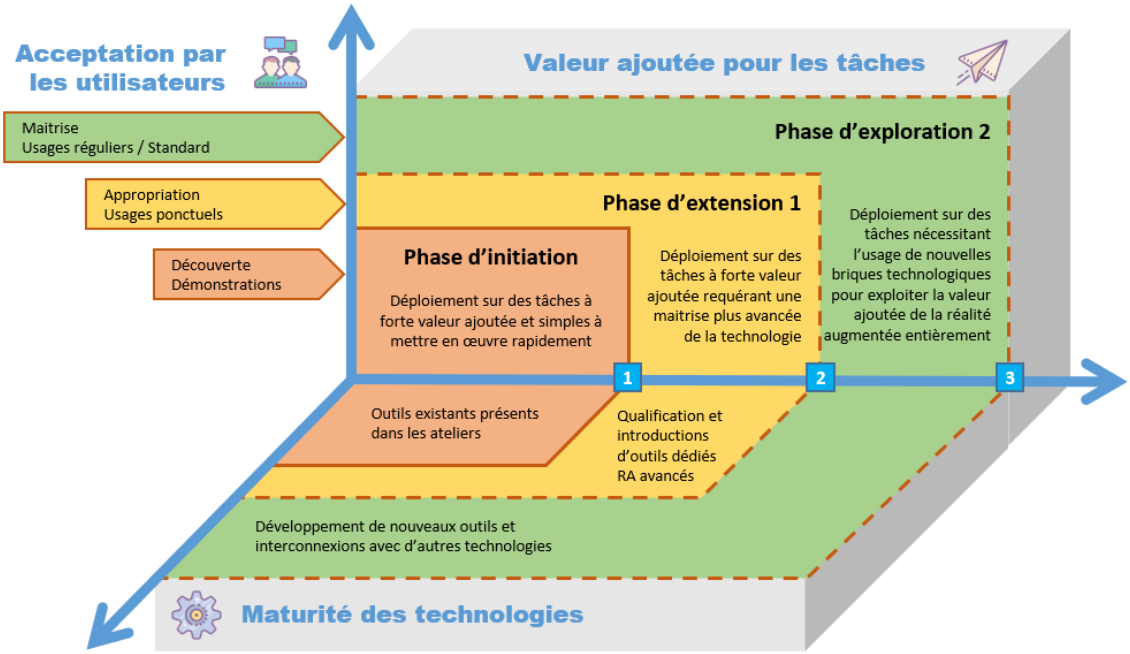


Figure 29 : Approche d'implémentation selon les dimensions Utilisateurs/Usage/Technologie

2.3. Création de contenu

Nous identifions les actions essentielles pour mettre en place un dispositif de réalité augmentée à la suite de l'analyse des travaux présentés dans la partie 1 que nous regroupons en huit étapes clés intégrant les dimensions Utilisateur, Usage et Technologie évoquées précédemment (fig. 30). Les huit étapes de création de contenu de réalité augmentée qui ressortent de cette analyse sont l'intégration des utilisateurs, l'analyse de l'activité, l'analyse de l'environnement de travail, la sélection de la tâche, la sélection du logiciel, la sélection du matériel, la création du contenu, et la revue de validation finale. Ces étapes sont adaptées à la mise en place d'un dispositif de réalité augmentée dans le contexte de maintenance aéronautique.

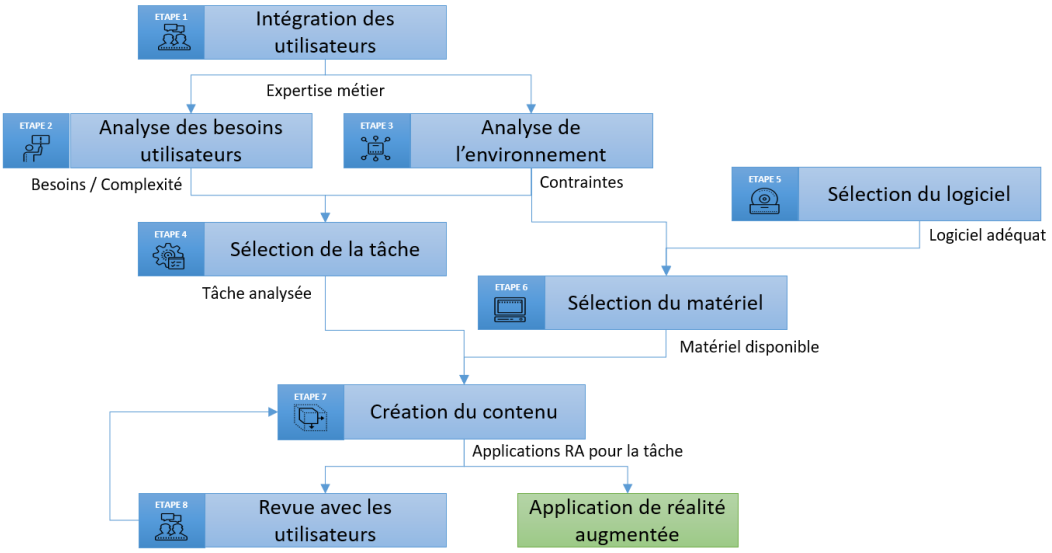


Figure 30 : Etapes de création d'une application de réalité augmentée adaptée à une tâche

L'intégration des utilisateurs est importante dans un milieu où la majeure partie des documents de travail est traditionnellement au format papier (manuels, plans). La réalité augmentée est un vecteur de transition vers le numérique délicat à intégrer en atelier. La réussite passe par l'intégration des utilisateurs dans l'ensemble du processus de création. Ils peuvent ainsi visualiser les opportunités proposées par la technologie, faire l'association avec leurs besoins en support sur les tâches et se projeter dans l'utilisation concrète de la réalité augmentée.

L'analyse des besoins utilisateurs sur les tâches doit être conduite avec les opérateurs afin de dresser une liste des besoins sur un panel de tâches et de hiérarchiser ces besoins en fonction de leur importance pour la réalisation de la tâche, pour les opérateurs et des possibilités d'utilisation de la réalité augmentée pour y répondre (visualisation, traitement, captation d'informations). L'analyse de l'environnement de travail concerne la zone en atelier dans laquelle est réalisée la tâche (espace disponible, outillage, …) qui impose des contraintes sur l'utilisation de la réalité augmentée (mobilité, mains libre). Il s'agit de la taille des équipements (petits manipulables ou grands nécessitant déplacement), l'espace disponible autour de l'équipement (matériel volumineux ou compact), les conditions lumineuses (variables ou fixes, forte, moyenne ou faible), la zone de travail (variable ou fixe), les outillages de supports (présence ou absence). La sélection de la tâche consiste à confronter les contraintes liées à l'environnement de travail et les opportunités liées aux besoins utilisateurs pour identifier les tâches pour lesquelles l'utilisation de la réalité augmentée semble être la plus bénéfique et son implémentation la plus pratique à mettre en œuvre.

La sélection du logiciel consiste à identifier le logiciel qui correspond le mieux au contexte d'implémentation (précision du suivi sur les équipements aéronautiques). Ce choix conditionne l'adhésion des utilisateurs au niveau du confort d'utilisation (fonctionnalités, fluidité de l'affichage), de la création de contenu (méthodistes habitués aux outils de conception 3D industriels) et de la gestion des données (interconnectivité avec les outils existants). La sélection du matériel dépend à la fois du choix de logiciel effectué (compatibilités des solutions) et de l'environnement de travail ciblée (mobilité, mains libres, maturité industrielle). Les tâches de maintenance aéronautique pouvant durer plusieurs heures, le matériel doit être utilisable sur de longues durées sans discontinuité (autonomie, ergonomie, robustesse).

La création du contenu consiste à organiser les ressources numériques (informations, modèles 3D, documents de référence à utiliser) dans l'environnement virtuel pour apporter les bonnes informations sur le produit au bon moment durant la tâche, en fonction des besoins identifiés lors des étapes précédentes. Ce contenu est révisé par des itérations successives avec les utilisateurs pour identifier les éléments à ajouter, modifier ou supprimer jusqu'à la validation de la version finale. Le dispositif de réalité augmentée peut alors être intégré dans l'atelier pour la formation des utilisateurs sur l'outil et l'évaluation de la valeur ajoutée sur la tâche.

Ces huit étapes de création d'une application de réalité augmentée en milieu industriel permettent de créer une application en tenant compte des utilisateurs, des tâches et des technologies disponibles pour faciliter son intégration dans les ateliers. Nous intégrons ces étapes dans le processus d'implémentation présenté dans la section suivante pour mettre en place des dispositifs de réalité augmentée afin de mener les évaluations et collectes de données nécessaires à la définition du modèle de données des tâches de maintenance pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée.

2.4. Méthodologie d'implémentation

La réussite de l'implémentation d'un dispositif de la réalité augmentée en milieu industriel nécessite de convaincre les intervenants de la faisabilité et de l'intérêt de sa mise en place. Ils doivent être familiarisés progressivement avec la technologie et constater la faisabilité sur des exemples d'usages concrets dans leur contexte de travail pour envisager de l'utiliser. Il faut ensuite démontrer l'intérêt pour l'assistance à la réalisation de tâches avant d'envisager un déploiement industriel. Pour réaliser cela étape par étape, nous avons divisé le processus d'implémentation de la réalité augmentée pour la maintenance industrielle en trois phases :

- La phase d'acculturation : il s'agit du premier contact des différents acteurs avec la technologie au travers d'une présentation de la technologie, d'exemples d'utilisation et de démonstrations sur des équipements connus pour faciliter l'adhésion. Elle permet de recueillir les remarques et besoins potentiels liés à la technologie.
- La phase de projet pilote : elle concerne la prise en main de la technologie par les acteurs du processus de maintenance et a pour objectif de valider l'intérêt et la faisabilité avec les différents acteurs dans le contexte de travail ciblé (utilisateur, technologie, usage). Elle consiste en l'analyse approfondie du contexte de travail, la création de contenu suivant le processus défini précédemment, et l'expérimentation en situation réelle pour l'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée.
- La phase d'industrialisation : elle fait suite à la validation de la mise en place d'applications en phase pilote et a pour objectif de structurer la gestion des moyens, des ressources et des contenus sélectionnés pour déployer les applications.

2.5. Phase de pilote

La phase de pilote est une étape intermédiaire essentielle entre les premières démonstrations de la réalité augmentée et l'industrialisation d'application. Elle s'adresse à des équipes déjà familières avec la technologie et permet d'approfondir les usages de la technologie pour faire évoluer une tâche de maintenance concernée par des problématiques couvertes par la réalité augmentée (complexité de la tâche, accès aux données de travail, visualisation, préparation de rapport). C'est au cours de cette phase pilote que nous pouvons mener les expérimentations pour collecter les données nécessaires à la définition du modèle de représentation des tâches de maintenance et à l'entrainement de classifieurs pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces tâches. Cette méthodologie est divisée en cinq grandes étapes permettant de gérer le projet en intégrant toutes les étapes clés (fig. 31).

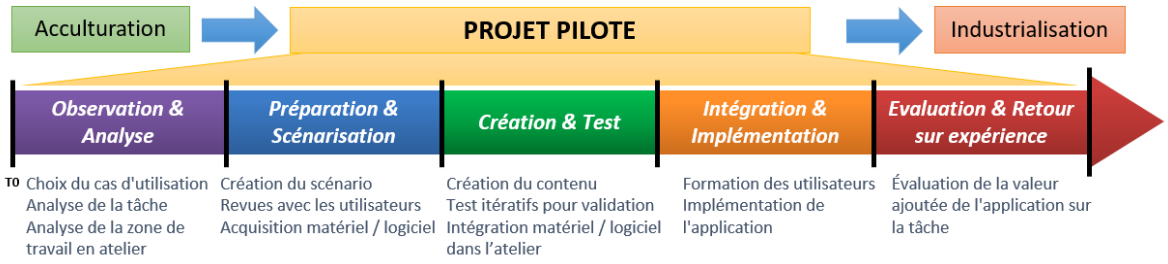


Figure 31 : Méthodologie d'implémentation d'une application de réalité augmentée en milieu industriel au travers d'un projet pilote

2.6. Synthèse

Dans cette section, nous avons traité les questions industrielles préalables nécessaires pour l'exploration des questions de recherche (axes 2 et 3). Elles mettent en évidence le besoin de pouvoir évaluer au plus tôt la valeur ajoutée de la réalité augmentée. Estimer l'intérêt en comparant par rapport à d'autres activités n'est pas suffisant pour permettre de déployer facilement de la réalité augmentée. Il faut pouvoir confirmer l'intérêt dès la phase d'analyse du projet pilote pour sélectionner les bonnes tâches et faire adhérer les acteurs clés afin de permettre et faciliter l'implémentation pilote et le déploiement à l'échelle industrielle.

Nous avons présenté une méthodologie pour créer une application et l'implémenter en atelier qui répond aux questions industrielles préalables au traitement des questions de recherche en :

- Intégrant les dimensions Utilisateur, Usage et Technologie (fig. 29) pour adresser correctement les besoins métiers (QI 1.1.),
- Décomposant la création de contenu en étapes clés (fig. 30) pour mettre en place une application adaptée à l'assistance sur des tâches de maintenance complexes en tenant compte des besoins utilisateurs et des technologies disponibles pour faciliter son intégration dans les ateliers (QI 1.2.),
- Détaillant le processus de projet pilote industriel (fig. 31) permettant d'implémenter un dispositif de réalité augmentée dans un secteur industriel complexe tel que celui de la maintenance aéronautique (QI 1.3.).

L'application de cette méthodologie nous permet ainsi d'intégrer des dispositifs de réalité augmentée en atelier pour conduire des expérimentations et collecter les données nécessaires à la construction d'un modèle de données des tâches de maintenance et l'entrainement d'un classifieur sur la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces tâches. Cette acquisition des données sur les activités de maintenance est réalisée à l'étape 5 de la phase pilote sur la base des travaux réalisés dans les phases suivantes (Modélisation et Evaluation). Elle se base sur la collecte de données spécifiques à la sous-tâche (indépendantes de la réalisation) et des mesures réalisées lors de l'expérimentation (temps, qualité, satisfaction ...).

Nous consacrons la partie suivante (partie 3) à la sélection des critères d'évaluation de l'impact de la réalité augmentée sur les opérations de maintenance (axe 2) ainsi que la définition du modèle de données pour représenter les tâches de maintenance (axe 3) pour déterminer quelles données collecter lors des expérimentations à réaliser pour évaluer ces travaux (partie 4).

Troisième partie
Modélisation des tâches de maintenance industrielle complexes

1. Introduction

1.1. Objectif

Cette partie présente les travaux de modélisation de tâches de maintenance industrielle complexes assistées par la réalité augmentée, nécessaires à la construction d'un système de prédiction capable de démontrer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur certaines tâches. La prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée est nécessaire pour faciliter l'implémentation de projet pilote et leur déploiement à l'échelle industrielle. Elle permettra d'évaluer au plus tôt la valeur ajoutée de la réalité augmentée dès la phase d'analyse du projet pilote avant même de consommer les ressources nécessaires à la réalisation d'expérimentations.

Pour établir leurs prédictions, les algorithmes de classification travaillent à partir de jeux de données représentant les sujets à classifier ainsi que les résultats à y associer. Il n'existe pas encore de modèle approprié pour décrire les tâches concernées dans la littérature. Nous devons ainsi définir par quelles caractéristiques décrire les tâches et comment évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée en atelier pour structurer et construire la base de données pour la classification. De plus, les possibilités d'observation en atelier sont limitées, ce qui restreint le nombre de données disponibles sur une période donnée. L'objectif dans cette partie est de développer un modèle de description des tâches de maintenance complexe sur la base des documents de référence et de critères d'évaluation pertinents, pour prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches afin d'orienter et faciliter les déploiements futurs.

1.2. Questions de recherche

Les données générées lors de l'implémentation de la réalité augmentée en atelier ne sont pas directement utilisables en raison de la complexité de ces tâches et de l'absence de modèle pour représenter la situation. Avec une structure adéquate, les données expérimentales relevées pendant l'implémentation sont exploitable avec des algorithmes de classification supervisée entrainés sur des jeux de données dans lesquelles la caractéristique à prédire est connue.

L'hypothèse est, qu'en classifiant les tâches de maintenance selon leurs caractéristiques et vis-à-vis de l'impact de la réalité augmentée sur ces tâches, il sera possible de quantifier l'impact

de la réalité augmentée sur une tâche en fonction des caractéristiques de cette dernière et du contexte dans lequel elle est réalisée. Cependant, aucun modèle dédié à cet usage n'a pu être identifié dans la littérature. Nous devons construire un modèle de données structuré pour décrire les tâches de maintenance aéronautique de manière à alimenter le processus de classification.

Le verrou scientifique ciblé dans cette partie porte sur la modélisation des tâches de maintenance complexes pour permettre la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée à partir d'évaluations de la réalité augmentée sur le terrain. Cette modélisation correspond à la partie définition des axes 2 et 3 (fig. 25, 27, 28) et traite des questions de recherche suivantes :

- QR 2.1. Comment évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes en atelier ? *(Section 2)*
- QR 2.2 Quels dispositifs de réalité augmentée implémenter pour l'assistance aux tâches de maintenance complexes ? *(Section 5)*
- QR 3.1. Comment structurer un modèle de données pour représenter des activités de maintenance assistées par la réalité augmentée ? *(Sections 3 & 4)*

1.3. Démarche mise en œuvre

La démarche mise en œuvre consiste à adresser les premières questions de recherche des axes de travail 2 et 3 pour aboutir à la réalisation d'un premier modèle des tâches de maintenance industrielle complexes (fig. 32). Ce modèle servira à structurer la collecte de données expérimentales pour l'évaluation et l'optimisation du modèle dans la partie suivante (partie 4).

La deuxième section de cette partie est dédiée à l'identification et à la sélection de critères pertinents pour l'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée dans l'environnement de la maintenance industrielle sans impacter les performances (QR 2.1). La démarche se base sur la recherche de critères communs à l'usage de la réalité augmentée et au suivi des performances en atelier afin de pouvoir justifier son déploiement sur une tâche.

La troisième section détaille la construction d'un modèle de données pour représenter les tâches de maintenance complexes en fonction de ses caractéristiques qui peuvent influer sur l'impact de la réalité augmentée (QR 3.1). L'objectif est de parvenir à représenter les tâches de maintenance avec des caractéristiques clés pouvant être renseignées dans un outil de classification supervisée pour fournir une estimation des bénéfices qui seront obtenus sur de

nouvelles tâches. La quatrième section présente les étapes de mise en œuvre du processus de classification supervisée pour la construction et l'entrainement du systèmes de prédiction basé sur le modèle de données établi.

La cinquième section présente les critères de choix des tâches, logiciels et matériels pour la préparation d'expérimentation permettant de collecter des données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur certaines tâches (QR 2.2). L'objectif est de pouvoir collecter des données avec les critères d'évaluation sélectionnés et structurées selon le modèle de données établi pour alimenter le processus de classification mis en œuvre. Les évaluations des tâches et de la classification sont menées dans la partie suivante (partie 4).

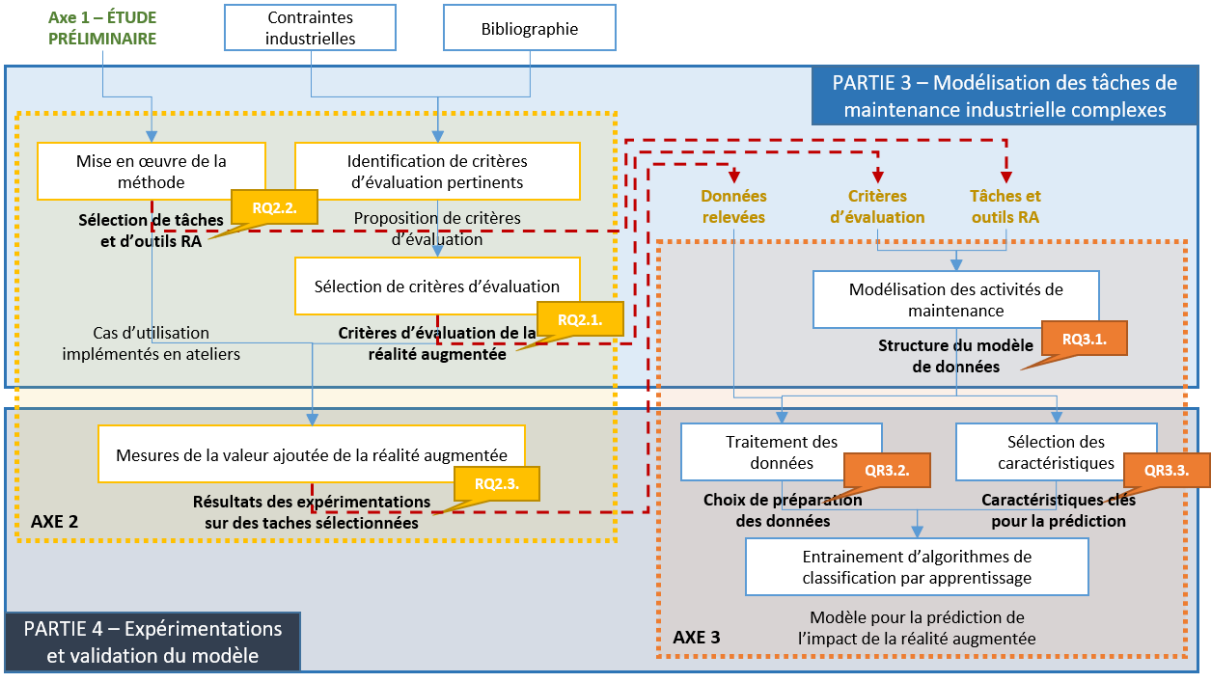


Figure 32 : Démarche mise en œuvre dans les parties 3 et 4

2. Sélection des critères d'évaluation

2.1. Démarche de sélection des critères d'évaluation

Nous sélectionnons les critères d'évaluation de la réalité augmentée pour la maintenance en milieu industriel sur la base des éléments relevés lors de l'état de l'art. Il s'agit de définir les critères d'évaluations communs à la réalité augmentée et aux activités de maintenance. Ces critères d'évaluation sont essentiels pour la définition du modèle de données représentatif des tâches car ils permettront de définir les étiquettes à appliquer à chaque observation en vue de la prédiction de la valeur ajoutée des tâches par classification supervisée.

Ils doivent à la fois être pertinents pour évaluer l'impact de la réalité augmentée via le guidage des utilisateurs sur les tâches et la facilitation de l'accès aux données de travail (gain de temps, réduction de charge cognitive), avoir un intérêt vis-à-vis des indicateurs de performance de la maintenance (Sécurité, Qualité, Coût, Délai, Personnel) et être mesurables en atelier (temps, qualité, retours utilisateurs) sans perturber les processus et les utilisateurs. Le type de tâche influe sur les observations réalisables (voir section relative aux expérimentations). Pour permettre une adhésion complète, une part des critères adresse l'intégration dans le processus de travail tandis que l'autre adresse l'intégration au niveau des utilisateurs. Les critères d'évaluation couvrent les deux points de vue :

- Côté Management, avec l'observation de gains sur des indicateurs de productivité utilisés pour la maintenance (temps, qualité, …).
- Coté Opérateurs, avec l'observation via des mesures qualitativement du ressenti des utilisateurs vis-à-vis de la technologie (usabilité perçue, charge mentale).

2.2. Critères d'évaluation dans la littérature

Nous effectuons une recherche d'articles dans les bases ScienceDirect et Google Scholar avec les mots clés « Augmented Reality », « Maintenance », « Industry » pour identifier les travaux relatifs à l'évaluation de la réalité augmentée pour la maintenance industrielle complexe. Les travaux pertinents sont sélectionnés et analysés pour mettre en évidence les critères d'évaluation utilisables (voir partie 1). En milieu industriel, la méthode la plus adaptée pour identifier

l'impact de la réalité augmentée est de comparer des applications de réalité augmentée aux supports de travail utilisés actuellement (documentation de référence, gammes de travail).

Les recherches bibliographiques mettent en évidence la notion d'usabilité. Dans ses travaux sur l'échelle d'usabilité des systèmes SUS (System Usability Scale), Brooke se réfère à la définition de l'usabilité explicitée dans la norme ISO 9241-11 qui détermine trois notions clés :

- L'efficacité, la capacité des utilisateurs à effectuer des tâches à l'aide du système, qui correspond à l'étape de sélection des tâches à assister avec la réalité augmentée,
- L'efficience, le niveau de ressources consommées dans l'exécution des tâches, mesurée au travers des indicateurs de performance,
- La satisfaction, les réactions des utilisateurs à l'utilisation du système, observées via les mesures subjectives de l'acceptation de l'utilisateur.

Ces notions conditionnent l'acceptation d'une solution, le succès de sa mise en œuvre et permettent d'établir une première sélection des critères d'évaluations de la littérature. L'efficacité détermine si le support de travail contient tous les éléments nécessaires (données, instructions) pour réaliser la tâche concernée. Cette notion doit être vérifiée lors de la sélection de la tâche et la création du support de travail associé. L'efficience détermine si l'utilisation du système améliore la productivité par rapport aux autres solutions avec des indicateurs de productivité adaptés (temps de réalisation, qualité, …). La satisfaction détermine si le système convient à l'utilisateur (pratique/agréable à utiliser). L'efficience et la satisfaction permettent de mesurer l'intégration de la réalité augmentée respectivement dans le processus de travail (Côté Management) et au niveau des utilisateurs (Coté Opérateurs).

L'hypothèse majeur associée à la mise en place de la réalité augmentée est la simplification des interactions des utilisateurs avec les données de travail (accès, compréhension, saisie) pour faciliter la réalisation de tâches complexes, telles que les tâches de maintenance des équipements aéronautique, afin d'améliorer la performance sur ces tâches. Pour vérifier cette hypothèse, nous pouvons mesurer les retours des utilisateurs après réalisation des tâches avec des questionnaires d'évaluation subjective de la charge cognitive associée à la tâche (TLX, Hart-1988, annexe 1) et de l'usabilité perçue du support de travail (SUS, Brooke-1995, annexe 2). Les questionnaires génèrent chacun un score comparable d'un support de travail à l'autre permettant d'évaluer l'impact de la réalité augmentée par rapport aux supports actuels (voir partie 1). Le questionnaire TLX permet de calculer un score moyen sur une tâche à partir de

l'évaluation par le sujet des 6 composantes de la charge cognitive (Charge mental, charge physique, Charge temporelle, Frustration, Performance, Effort). Chacune est notée sur 21 points (de 0 à 20) avec une échelle de Lickert à 7 points, étendue pour nuancer chaque point (supérieur, égal, inférieur), et le score est ramené à 100 en multipliant le résultat par 5. Le questionnaire SUS est composé de 10 questions liées à l'usabilité du système, évaluées sur une échelle de Likert à 5 points. Les questions impaires sont formulées positivement et notées de 0 à 4 tandis que les questions paires sont formulées négativement et notées de 4 à 0. La somme des scores individuels est multipliée par 2,5 pour obtenir une note sur 100 également. L'évolution de ces scores est corrélée à celle de la performance sur une tâche donnée (Hart-2006, Brooke-2013).

Lors de cette phase, nous avons identifié les grandeurs mesurées dans chacune des publications traitées lors de la recherche bibliographique (tableau 6). Le critère principal de comparaison des solutions est le temps de réalisation sur une séquence de tâches précise. Il peut dissocier la compréhension et la réalisation des instructions pour observer la différence de valeur ajoutée de la réalité augmentée sur ces phases (Fiorentino-2014). Les autres critères complémentaires à cette évaluation ne sont pas utilisés systématiquement car non mesurables sur tout type de tâches. L'analyse de ces travaux fait ressortir des mesures de l'amélioration des formations par l'étude de la rétention des informations à court, moyen et long terme. Cet impact sur le temps de formation, la rétention des informations et le transfert de compétences est identifié comme non négligeable par Werrlich et al. (Werrlich-2017) mais nécessite de mener des expérimentations sur une période de temps élevée difficilement réalisables en milieu industriel.

	Nombre de publications	**% sur un total de 27 publications**
Mesure du temps de réalisation	19	70
Mesure du taux d'erreurs	15	56
Mesure de l'acceptation/charge cognitive	8	30
Mesure de l'efficacité des formations	4	15
Pas de mesures	7	26

Tableau 6 : Répartition des types de mesures de la réalité augmentée dans la littérature

Les critères d'évaluation identifiés sont utilisés pour comparer différentes solutions dans des environnements expérimentaux définis. Pour les utiliser dans le cadre du déploiement de pilotes

industriels, ils doivent être adaptés conditions de travail en atelier en intégrant les indicateurs déjà mesurés dans les processus actuels, afin de rendre compte de la réalité du terrain.

2.3. Proposition d'évaluation

Pour le déploiement de la réalité augmentée, les pistes d'évaluation regroupent les évaluations sur les solutions techniques utilisées pour faire de la réalité augmentée, sur l'impact sur la réalisation des tâches et sur l'usage par les opérateurs. Parmi ces critères pertinents pour comparer la réalité augmentée à d'autres solutions dans des conditions spécifiques et contrôlées, tous ne sont pas adaptés à l'évaluation basée sur des tâches de maintenance réelles réalisées sur le terrain. La pertinence des évaluations dépend de la sélection de critères observables dans des conditions industrielles et pertinents pour le déploiement de la réalité augmentée. Nous distinguons les critères adaptés uniquement aux études en laboratoire, des critères utilisables pour mesurer l'impact sur les tâches en conditions réelles (tableau 7).

Sujet de l'évaluation	**Méthode d'observation**	**Contraintes de l'expérimentation**	**Référence**
Solutions techniques	Temps de réponse moyen aux indications	Fortes – En laboratoire uniquement	Baumeister-2017
Solutions techniques	Mouvement moyen de la tête pendant la tâche	Fortes – En laboratoire uniquement	Renner-2017
Solutions techniques	Précision du geste de la main	Fortes – En laboratoire uniquement	Blaga-2017
Réalisation de tâches	Temps moyen pour accomplir une tâche	Moyennes – Possible en atelier	Syberfeldt-2015
Réalisation de tâches	Qualité moyenne du résultat de la tâche	Moyennes – Possible en atelier	Rios-2013
Impact utilisateur	Performance sur double tâche	Fortes – En laboratoire uniquement	Baumeister-2017
Impact utilisateur	Observation physiologique	Fortes – En laboratoire uniquement	Brunken-2003
Impact utilisateur	Questionnaires	Moyennes – Possible en atelier	Renner-2017

Tableau 7 : Possibilités d'évaluation de la réalité augmentée

2.4. Critères sélectionnés

La sélection des critères est guidée par les contraintes industrielles. La réalité augmentée facilitant la compréhension et l'accès à la bonne information, elle est adaptée pour répondre aux besoins sur les tâches de maintenance complexes et atteindre des gains de temps ainsi que la réduction des problèmes de qualité. Il faut donc évaluer l'évolution des performances des tâches en conditions réelles mais l'évaluation en atelier rend impossible l'utilisation de critères contraignants pour les opérateurs avec des mesures intrusives faisables en laboratoire. Il est nécessaire d'utiliser des critères d'évaluation liés aux activités en cours et de mesurer la productivité en termes de qualité de la tâche effectuée et de temps nécessaire pour la réalisation. Ainsi, les observations effectuées pendant l'expérimentation ne perturberont pas le déroulement de l'action. La solution consiste à utiliser des critères adaptés à l'environnement de l'atelier (tableau 7), à savoir des questionnaires pour l'impact sur l'utilisateur et la comparaison des supports de travail au travers du temps moyen pour réaliser une tâche et la qualité moyenne du résultat. Cela permet de recueillir des données à la fois du côté processus grâce à des indicateurs de productivité et du côté utilisateurs avec les scores de charge cognitive et d'usabilité.

L'application des contraintes de l'activité industrielle à la liste des critères utilisables pour évaluer la réalité augmentée issue de l'état de l'art, nous permet d'extraire les critères les mieux adaptés à notre étude (temps de réalisation, qualité du résultat, score TLX, score SUS). L'impact sur le processus de maintenance est évalué par la comparaison du temps global nécessaire à l'accomplissement de la tâche et nous déterminons l'impact de la réalité augmentée par l'observation du rapport entre le temps de compréhension des instructions et le temps d'action de la tâche. L'impact sur la qualité est évalué par le biais des indicateurs de qualité actuels de la tâche lorsqu'ils sont disponibles et observables. Les questionnaires, TLX pour la charge cognitive et SUS pour l'usabilité de la solution de réalité augmentée, complètent la comparaison en mettant en évidence la contribution de la réalité augmentée au travail des opérateurs.

Les étapes suivantes pour la détermination de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance sont de construire un modèle de donnée pour structurer la collecte de données expérimentale, le processus de classification des tâches de maintenance et de sélectionner les tâches et dispositifs de réalité augmentée adéquats à déployer sur ces tâches dans l'environnement de travail actuel afin de mener les expérimentations avec les critères sélectionnés.

3. Construction du modèle de données

3.1. Démarche et hypothèse de travail

L'objectif est de pouvoir exploiter les données recueillies pour répondre à la problématique de définition de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance. Les travaux antérieurs montrent que la réalité augmentée impacte certains aspects d'une tâche (visualiser une pièce en position dans l'espace, suivre un déroulé opératoire) sans toutefois identifier le lien direct entre les caractéristiques de ces tâches et l'apport de la réalité augmentée observé. Le verrou se situe au niveau de la détermination de la relation entre les caractéristiques des tâches, qui exercent une influence sur l'apport de la réalité augmentée, et l'impact mesuré via les observations en conditions réelles.

L'hypothèse de travail principale est que les tâches de maintenance peuvent être classifiées en fonction de leurs caractéristiques et vis à vis de l'apport de la réalité augmentée sur ces tâches, en se basant sur des données collectées expérimentalement et des outils statistiques d'analyse des données. La mise en place de cette classification permettra d'obtenir un modèle faisant le lien entre la structure d'une tâche (et de son contexte) et l'impact de la réalité augmentée, identifiant ainsi l'influence des caractéristiques (prépondérantes, négligeables, ...) sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée.

L'approche proposée pour réaliser cette classification est d'utiliser des outils de classification automatique sur des jeux de données décrivant des tâches de maintenance sur lesquelles est utilisée la réalité augmentée. Pour appliquer ces outils, nous devons déterminer et collecter variables d'entrée (caractéristiques des tâches : nombre d'actions à réaliser, d'outillages spécifiques, …) et les variables de sortie (impact de la réalité augmentée sur les critères d'évaluation). L'analyse des tâches en atelier en vue du déploiement de la réalité augmentée génère un nombre important de données quantitatives et qualitative concernant le contexte des tâches de maintenance. Une première étape est de nettoyer ces données et de les structurer en fonction des éléments qui interviennent dans la réalisation d'une tâche de maintenance. Pour mettre en place une classification en phase avec la réalité, il est nécessaire d'entrainer le classifieur par apprentissage sur un jeu de données étiquetées (ex : temps gagné avec la réalité

augmentée : fortement négatif, négatif, négligeable, positif, fortement positif). Les expérimentations doivent permettre de collecter les données sur l'impact de la réalité augmentée (critères d'évaluation sélectionnés) pour constituer des jeux d'apprentissage. L'étiquetage des données indique au classifieur comment considérer les données d'apprentissage et définir les catégories à généraliser à partir de cela. Ce classifieur permettra alors d'identifier l'impact de la réalité augmentée en fonction des caractéristiques des tâches et des contextes d'utilisation. L'analyse des résultats de classification et les itérations successives permettront par la suite de rendre le modèle plus performant.

3.2. Modélisation des tâches de maintenance

La modélisation des tâches de maintenance est une étape clé du processus dans le cadre de ces travaux. Dans la majorité des études utilisant la classification, les données à utiliser pour décrire le modèle sont déjà connues. Par conséquent, l'étape de modélisation de l'objet de la classification n'est pas détaillée. Cependant, un modèle correspondant à l'objet de notre étude n'a pas pu être identifié lors de la revue de la littérature. La formation du classificateur pour la prédiction est basée sur les données. Ces données sont divisées en deux catégories :

- Les caractéristiques, qui décrivent l'objet de la classification, ici les tâches de maintenance,
- Les étiquettes, qui attribuent une classe à chaque instance du sujet, ici des tâches qui bénéficient de l'utilisation de la réalité augmentée.

Au cours de l'apprentissage avec les données étiquetées, le classifieur établit des relations entre chaque ensemble de caractéristiques et les étiquettes correspondantes. Après cette formation, le classifieur peut prédire l'étiquette de nouveaux ensembles de caractéristiques. Pour réaliser la classification prévue, un modèle de tâche de maintenance doit être établi. La première étape consiste à déterminer comment décrire les tâches de maintenance avec des caractéristiques liées aux avantages de la réalité augmentée sur les tâches et à établir la structure de l'ensemble de données qui sera utilisée pour le processus de construction du classifieur.

Définition de la structure du modèle. Le modèle des tâches de maintenance conçu dans cette étude prend en compte le contexte d'utilisation particulier. L'objet de la classification doit être défini pour construire la structure de données appropriée. Il s'agit de l'étude est l'impact de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes. Le modèle se concentre sur la

structuration des données pour décrire les tâches de maintenance par rapport à la prédiction des bénéfices de la réalité augmentée. Les possibilités de modifications (expansion ou réduction) sont gardées à l'esprit, cependant, l'expansion de la structure des données est difficile, coûteuse voire impossible après avoir réalisé les expérimentations pour la collecte de données. Le modèle doit donc considérer les différents types de tâches des activités de maintenance complexes. L'objectif est d'établir une structure de données génériques pour décrire toutes les tâches des activités de maintenance.

La littérature contient une grande partie de la décomposition des activités, du modèle global pour l'optimisation de la maintenance à l'examen précis des actions unitaires (Paterno-2002, Decker-1997, Vatn-1996). Un équilibre doit être trouvé entre l'utilité des informations (peu de données au niveau du processus) et le coût d'acquisition des données (trop de données au niveau de l'action). Le meilleur compromis pour l'optimisation de la décomposition est de se concentrer sur le niveau des sous-tâches avec l'intégration d'informations globales sur les actions (type, nombre) dans chaque sous-tâche. Une tâche est divisée en une séquence de sous-tâches. Les sous-tâches sont définies comme un ensemble d'actions à effectuer pour atteindre un sous-objectif contribuant à l'objectif principal de la tâche (Annett-1967). Le modèle de description des sous-tâches est basé sur une structure de modèle de base (Schumacher-2016). Les éléments clés à prendre en compte sont les suivants :

- Catégories, les principales catégories de caractéristiques,
- Caractéristiques, les différents éléments décrivant le sujet,
- Valeurs, les valeurs que peuvent prendre les caractéristiques.

Identification des catégories clés. Les études relatives à la modélisation des tâches mettent en évidence une partie des catégories de caractéristiques à prendre en compte pour la description d'une tâche (Decker-1997, Annett-1967, Qiu-2014, Wang-2016). Les principales catégories identifiées dans l'état de l'art (souligné dans la figure 33) sont l'objet de la tâche (l'équipement), les objectifs, l'acteur, les données, les outils utilisés pendant la tâche et les actions menées. Cette sélection doit être complétée par de nouvelles catégories (non soulignées dans la figure 33) pour inclure l'évaluation des avantages de la réalité augmentée. La dimension d'identification est ajoutée pour identifier la tâche, les sous-tâches et les observations dans la base de données. La catégorie Mesures est ajoutée pour identifier et collecter les données relatives à l'évaluation des bénéfices de la réalité augmentée sur la tâche. L'usage de la réalité augmentée nécessite de prendre en compte l'environnement dans lequel la tâche est menée (Palmarini-2017). La

catégorie Environnement de travail est ajoutée pour compléter la structure de l'ensemble de données. La description des tâches avec ces catégories est résumée comme suit : Une tâche est identifiée par des informations d'identification et désigne les actions à effectuer sur l'équipement par un opérateur, sur la base de données de travail et à l'aide d'outils, dans un environnement de travail et dans certaines conditions de contraintes qui font l'objet d'observations et d'évaluations.

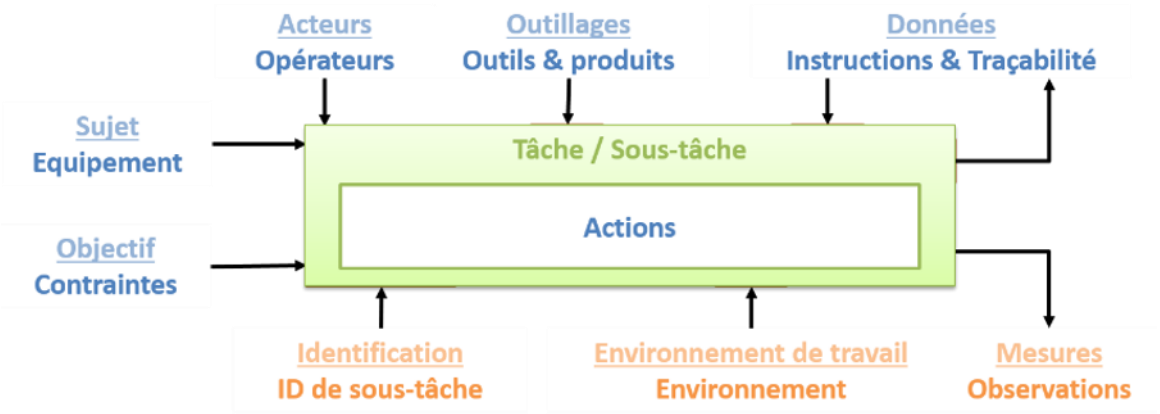


Figure 33 : Schéma représentant les neuf catégories de caractéristiques identifiées pour représenter une tâche ou une sous-tâche

Identification des caractéristiques clés. Les travaux sur l'assistance aux tâches industrielles avec la réalité augmentée aident à identifier les caractéristiques pertinentes dans chaque catégorie (Radkowski-2015, Wang-2016, Palmarini-2017). Les éléments ayant un impact sur la tâche sont pris en compte dans la structure du modèle (nombre de mains nécessaires, conditions d'éclairage, complexité de la sous-tâche). Les critères de mesure sont ceux sélectionnés dans la section précédente (temps de compréhension, temps d'action, ...). Les éléments dynamiques changeant au cours de la tâche sont exclus de cette modélisation (état d'assemblage, phases de cognition). Les études mettent l'accent sur l'identification et la compréhension des instructions, le nombre d'actions impliquées dans une sous-tâche, l'identification et la localisation des composants et des outils, et la manipulation des pièces. La complexité est observée au travers des actions composant la sous-tâche. Ce travail permet d'identifier de nouvelles caractéristiques telles que la taille de l'équipement et l'environnement de travail. La liste finale des caractéristiques contient les caractéristiques pertinentes pour décrire la tâche de maintenance dans le contexte de l'étude (tableau 8). Elle constitue le modèle de données qui structure la collecte de données dans les étapes suivantes. La valeur de chaque élément du modèle est enregistrée pour chaque observation d'une sous-tâche. Les données liées aux avantages de la réalité augmentée permettent de créer les étiquettes de classification.

Categories	Features	Values	Details	Selection
Task	Task Name	Character string	Task Name	Not used
	Subtask Name	Character string	Subtask Name	Not used
	Observation number	Character string	Observation number	Not used
Data	Original Entry Format	4 classes [0;1;2;3]	Text	Not selected
			Text + overview images	
			Text + detailled images	
			Text + pictures	
	Type of Data to Collect	4 classes [0;1;2;3]	No data to collect	Not selected
			Reference numbers	
			State of parts	
			References + states	
	Number of Data to Collect	Integer	Enter the number	Not selected
Constraints	Time Constraints	Integer (0 if not used)	No constraint on time	Not used
			Max time available	
	Quality Constraints	Integer (0 if not used)	No constraint on quality	Not used
			Limit of quality errors	
Actions	Type of Actions	Boolean	Observation task	Not selected
			Action task	Selected
	Number of Actions	Integer	Enter the number of actions	Selected
	Number of Identical Actions	Integer	Enter the number of identical actions	Selected
	Special Actions	Boolean	Common action	Selected
			Special action	
	Number of Parts to Find	Integer	Enter the number of parts to identify	Selected
	Number of Areas to Find	Integer	Enter the number of areas to identify	Not selected
Tools	Special Products	Boolean	No special products needed	Not selected
			Special products needed	
	Tools Type	3 classes [0;1;2]	No tools needed	Not selected
			Common tools to use	
			Special tools to use	
	Number of Tools	Integer	Enter the number of Tools	Selected
	Constraints linked to Tools	3 classes [0;1;2]	No constraint on the use of tools	Not selected
			Moderate constraints on the use of tools	
			Important constraints on the use of tools	
Worker	Required level of Expertise	3 classes [0;1;2]	Task accessible to beginner	Not selected
			Task accessible to intermediate worker	
			Task accessible to expert	
	Use of Hands	3 classes [0;1;2]	No use of hand	Selected
			Use of one hand	
			Use of both hands	
	Number of Parts to Manipulate	Integer	Enter the number of parts to manipulate	Selected
Equipment	Equipment Size	5 classes [0;1;2;3;4]	XS (can be hold in one hand)	Not selected
			S (part is manipulable with one hand)	
			M (part is manipulable with two hands)	
			L (movements of the user are needed)	
			XL (large movement are needed)	
	Min Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	No manipulation in this task	Selected
			XS (can be hold in one hand)	
			S (part is manipulable with one hand)	
			M (part is manipulable with two hands)	
			L (movements of the user are needed)	
			XL (large movement are needed)	
	Max Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	No manipulation in this task	Selected
			XS (can be hold in one hand)	
			S (part is manipulable with one hand)	
			M (part is manipulable with two hands)	
			L (movements of the user are needed)	
			XL (large movement are needed)	
Environment	Work Conditions	Boolean	Fixed work conditions	Not used
			Variable work conditions & work areas	
	Work Environment	3 classes [0;1;2]	Inside activities	Not used
			Outside activities	
			Mixed (in & out) activites	
	Support of Equipment	Boolean	No special support for the equipment	Not used
			Special support for the equipment	
Observation	User Level of Expertise	3 classes [0;1;2]	Beginner	Selected
			Confirmed / Intermediate	
			Expert	
	Quality Gain	Boolean	No quality gain	Not used
			Quality gain	
	Time Gain	Integer	Total time gain on the subtask	Target Value

Tableau 8 : Tableau récapitulatif des caractéristiques identifiées pour décrire une tâche de maintenance complexe (+ sélection des caractéristiques clés en partie 4)

Définition des étiquettes. Les algorithmes de classification attribuent des étiquettes à chaque nouvelle observation en fonction des caractéristiques et de l'entrainement réalisé sur le jeu de données initial étiqueté manuellement à la suite des expérimentations. Le but de la classification est de trier les observations des sous-tâches en classes en fonction de l'avantage de la réalité augmentée mesuré sur la tâche. L'étiquette doit dépendre de données mesurables pour constituer l'ensemble de données de formation pour l'apprentissage du classifieur. La structure de l'ensemble de données contient une catégorie liée à la mesure des avantages de la réalité augmentée sur la tâche. Cette catégorie contient toutes les données sur les avantages de la réalité augmentée qui peuvent être utilisées pour définir les étiquettes du classifieur. Les autres catégories contiennent les caractéristiques de la tâche à classifier. Les paramètres d'évaluation de la réalité augmentée mesurés au cours des expériences sont le temps nécessaire pour réaliser la tâche, le nombre d'erreurs de qualité à la fin des tâches lors que le paramètre existe, la charge cognitive et la facilité d'utilisation perçue par les utilisateurs. Une relation est définie au cours de la mise en œuvre pour attribuer des étiquettes à chaque observation de l'ensemble de données sur la base de ces données en fonction de l'impact positif (étiquette = 1) ou négatif (étiquette = 0) de la réalité augmentée sur la sous-tâche. L'entrainement d'un classificateur binaire est plus simple que celui d'un classificateur multi classe. Le nombre d'observations disponibles pour la formation est lié au nombre de classes qui peuvent être identifiées par l'algorithme de classification. Pour commencer les tests sur les premières données disponibles nous choisissons d'effectuer une classification binaire focalisée sur la distinction entre l'impact positif et négatif de la réalité augmentée sur les tâches. En fonction des résultats, les prochains essais porteront sur des classifications multi classes.

Le résultat de cette section est la modélisation des tâches de maintenance complexes, basé sur un découpage en tâches et sous-tâches. Les caractéristiques pertinentes pour décrire les tâches vis-à-vis de l'impact de la réalité augmentée sont regroupées en neuf catégories (fig. 33). Toutes ces caractéristiques associées sont identifiées à partir de la littérature et d'une enquête terrain (tableau 8). La sélection des caractéristiques pertinentes pour la classification et les plus simples à collecter en atelier est effectuée par la suite (partie 4) en exploitant un premier jeu de données étiquetées, collecté lors d'expérimentations sur le terrain.

4. Adaptation du processus de classification

4.1. Acquisition des données terrain

L'adaptation du processus d'apprentissage automatique pour la classification consiste à mettre en œuvre le processus de classification (fig. 34) avec les outils logiciels dédiés (Python dans l'environnement Anaconda, augmenté des bibliothèques Pandas et Scikit-learn) et évaluer les options de préparation des données (nettoyage, mise à l'échelle, réduction) ainsi que la pertinence des données pour la prédiction (corrélation des données, évaluation de l'entrainement des classifieurs par validation croisée). Pour cela, nous alimentons le processus avec un jeu de donnée basé sur le modèle de données défini dans la sous-section précédente et constitué à la suite des expérimentations réalisées dans la partie suivante.

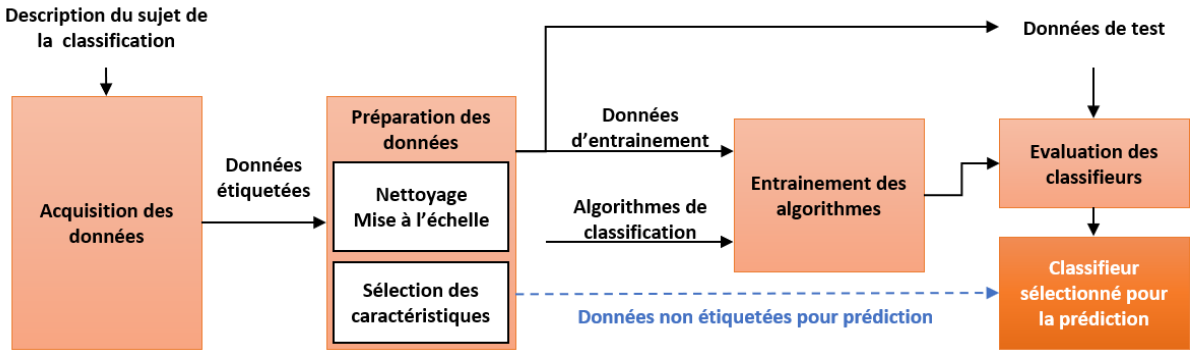


Figure 34 : Processus de préparation des données et d'entrainement pour la construction d'un classifieur

L'acquisition de données structurées selon le modèle de données établi lors de l'étape précédente est nécessaire pour l'entrainement du classifieur sur un jeu de données étiquetées initial. Les données exprimant les caractéristiques des tâches de maintenance sont collectées par l'analyse de la tâche et celle sur l'impact de la réalité augmentée sont obtenue par la réalisation d'expérimentations sur le terrain. Ces données permettent de définir les étiquettes pour classer les observations en plusieurs classes. Le processus d'acquisition garantit que les données sont collectées avec cohérence, de manière simplifiée et avec la possibilité de les dupliquer pour étendre progressivement l'ensemble de données initiales. Il est divisé en deux parties (fig. 35).

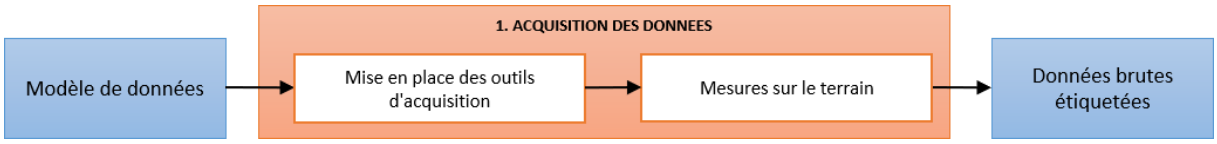


Figure 35 : Processus de classification – Etape 1 – Acquisition des données

Mise en place des outils d'acquisition. Les données pour la classification sont collectées par l'observations de l'usage de la réalité augmentée pendant le déploiement de la technologie sur les tâches. Une opération manuelle est nécessaire pour renseigner les observations dans le jeu de données. Le modèle de données guide l'acquisition des données nécessaires lors de l'analyse de la tâche avant l'évaluation en détaillant les valeurs des caractéristiques à collecter pour chaque dimension de la tâche. La collecte des données relatives à l'impact de la réalité augmentée est guidée par le processus d'évaluation des critères sélectionnés. La base de données est organisée selon la structure du modèle et les valeurs de chaque caractéristique sont représentées par un nombre entier (0 pour le choix 1, 1 pour le choix 2, ...). La saisie des données est gérée par un formulaire accessible lors du déploiement de la réalité augmentée sur une tâche.

Mesures sur le terrain. L'acquisition des données est intégrée dans le processus de déploiement de la technologie en atelier pour collecter des données réelles. Des équipements et des tâches de maintenance sont identifiées pour le déploiement de dispositifs de réalité augmentée et l'évaluation de ses avantages (analyse, création de contenu, installation et évaluation). La faible fréquence de maintenance d'un équipement spécifique dans l'aéronautique (hebdomadaire, mensuelle) rallonge les périodes d'expérimentations. La mesure de l'impact de la réalité augmentée sur une tâche génère autant de résultats que le nombre de sous-tâches identifiables. Les mesures d'évaluation (réduction du temps, amélioration de la qualité, facilité d'utilisation, etc.) sont observées pour chaque sous-tâche, une fois sans réalité augmentée et une fois avec réalité augmentée, pour comparer les résultats obtenus. Après les expériences, les données sont collectées avec les outils d'acquisition conçus à cet effet et stockées dans la base de données. Comme l'ajout de nouvelles fonctionnalités serait difficile par la suite, le maximum de données disponibles sur les tâches est collecté sur la base du modèle de données. Les étiquettes de chaque entrée sont attribuées en fonction des avantages observés de la réalité augmentée sur les sous-tâches et des règles définies à l'étape précédente. Le résultat de cette étape est un jeu de données brutes étiquetées rempli de données provenant de mesures terrain menées pendant le déploiement de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance.

4.2. Traitement des données

Les données brutes ne sont pas directement utilisables par les algorithmes. Elles doivent être nettoyées afin d'éliminer les incohérences issues de l'acquisition des données. Chaque caractéristique doit être mise à l'échelle afin d'annuler l'impact des différences d'échelle sur le résultat de la classification. Le choix de la technique de mise à l'échelle a un impact sur les performances finales du classificateur. Cette étape est divisée en deux parties (fig. 36).

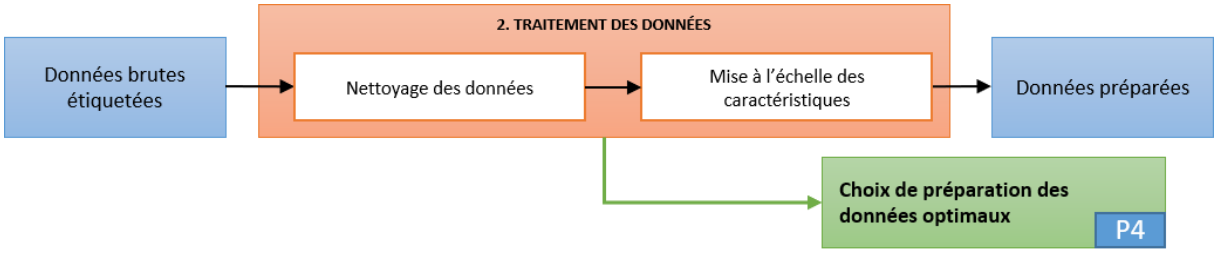


Figure 36 : Processus de classification – Etape 2 – Traitement des données

Nettoyage des données. Parmi les données brutes collectées lors de l'étape d'acquisition, des valeurs peuvent être manquantes, incohérentes ou au mauvais format. Soit la bonne valeur peut être récupérée et réattribuée, soit l'observation liée à cette donnée doit être supprimée de l'ensemble de données. Avec un faible nombre d'observations, la première solution est privilégiée en remplaçant par la valeur la plus courante ou la valeur moyenne des caractéristiques. L'utilisation d'un formulaire pour saisir les données réduit les risques en limitant le format de saisie et en exigeant une saisie pour chaque caractéristique. Le nettoyage concerne aussi les caractéristiques de même valeur pour chacune des observations qui n'apportent aucune information utile pour la classification. Soit ces caractéristiques ne sont pas utiles et sont supprimées de l'ensemble du processus pour les prochaines itérations, soit elles sont inutiles uniquement sur l'échantillon de tâches considéré dans cette étude. Des observations incluant une plus grande variété de tâches sont nécessaires pour identifier la bonne option.

Mise à l'échelle des caractéristiques. Les différentes échelles des caractéristiques impactent le processus de classification en influant sur leur importance relative. Les deux principales techniques de mise à l'échelle pour l'éviter sont la standardisation et la normalisation. La standardisation consiste à transformer les valeurs en valeurs centrées réduites. Elle suppose une distribution normale des données et supprime l'information sur la distribution des données de l'ensemble de données. La normalisation consiste à mettre à l'échelle les valeurs de chaque caractéristique sur un intervalle [0 ; 1] (ou [-1 ; 1] s'il y a des valeurs négatives). Elle conserve

l'information sur la distribution des données dans chaque caractéristique. Les formules suivantes sont utilisées :

- Pour la standardisation : $x_{new} = \frac{x - x_{mean}}{x_{standardDeviation}}$
- Pour la normalisation : $x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$

Afin de sélectionner la technique la mieux adaptée aux données classifiées, nous comparons les performances de deux classifieurs entrainés l'un avec les données standardisées et l'autres avec les données normalisées. La technique qui offre les meilleures performances est sélectionnée pour la mise à l'échelle des données. Le résultat de cette partie est le jeu de données préparé pour l'apprentissage et le choix d'une technique de mise à l'échelle (évalué dans la partie 4).

4.3. Sélection des caractéristiques

L'entrainement des classifieurs est influencé par la taille du jeu de données d'entrainement. Un nombre élevé de caractéristiques rend l'apprentissage plus difficile, plus lent et nécessite plus d'observations pour être pertinent. La réduction du nombre de caractéristiques peut améliorer la performance du classifieur et faciliter la collecte de données pendant les expérimentations sur le terrain. Il faut cependant conserver les informations pertinentes contenues dans le jeu de données. Cette sélection est réalisable au travers de trois actions (fig. 37).

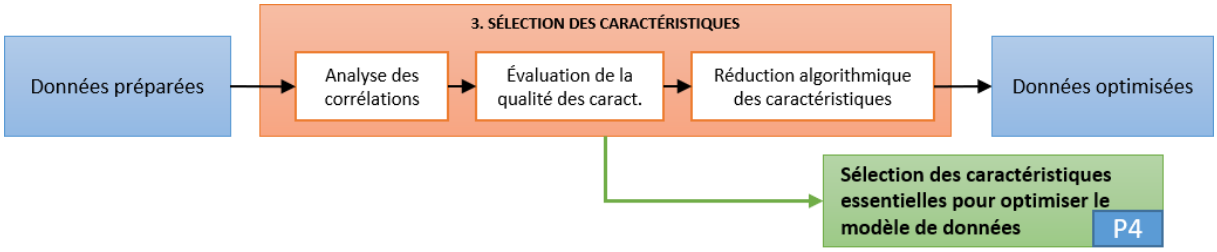


Figure 37 : Processus de classification – Etape 3 – Sélection des caractéristiques

Analyse des corrélations entre les caractéristiques. L'analyse des corrélations entre les caractéristiques permet d'identifier les redondances dans le jeu de données en mettant en évidence les relations entre les caractéristiques. Deux caractéristiques avec un niveau élevé de corrélation apportent la même information. L'une d'elles peut être supprimée pour réduire la taille du jeu de données et faciliter l'entrainement du classifieur. L'acquisition de données lors de l'évaluation d'une nouvelle technologie dans un contexte industriel est difficile. Certaines caractéristiques étant plus difficiles à acquérir que d'autres, les caractéristiques les plus difficiles

à acquérir sont retirée de la liste afin de réduire le nombre d'éléments à acquérir sur le terrain sans supprimer d'informations. Cela simplifie les observations futures sur le terrain pour construire de nouveaux jeux de données pour l'entrainement de classifieurs plus performants.

Évaluation de la qualité des caractéristiques. L'évaluation de la qualité des caractéristiques consiste à comparer les performances (F-score, précision, rappel) des classifieurs formés avec différents ensembles de caractéristiques du jeu de données d'entrainement. Le processus est basé sur l'approche de l'exploration de l'espace des caractéristiques (Langley-1994) combinée à une estimation de l'impact de chaque caractéristique individuelle (Biran-2017). Les différents jeux de données d'entrainement sont construits en ajoutant ou en supprimant une catégorie de caractéristiques afin d'identifier l'impact de chaque catégorie sur la performance du classifieur. Toutes les caractéristiques sont utilisées pour la première mesure, afin d'avoir un point de comparaison et quantifier l'impact du retrait de chaque catégorie. Si l'impact négatif est faible, la catégorie est supprimée lors de la série de mesures suivante et les comparaisons se poursuivent jusqu'à ce que la meilleure combinaison de caractéristiques soit trouvée. La mesure des caractéristiques sur de nouveaux cas pour créer un nouveau jeu de données est simplifiée en se concentrant uniquement sur ces caractéristiques.

Réduction algorithmique des caractéristiques. L'utilisation d'algorithmes d'analyse des données peut contribuer à améliorer les performances de la classification. L'algorithme d'analyse en composantes principales (ou ACP) transforme les données collectées en combinant les caractéristiques restantes de manière à conserver les informations pertinentes. L'ACP transforme l'espace de représentation initial du jeu de données en un nouvel espace de représentation par maximisation de la variance sur les données et la génération de composantes à partir des caractéristiques initiales. Chaque composante est une combinaison de caractéristiques initiales et obéit à deux règles :

- L'écart type des données dans la composante est maximisé,
- Chaque nouvelle composante est indépendante de la composante déjà existante.

Ces règles garantissent que le maximum d'informations est rassemblé sur les premières composantes afin de représenter les mêmes données avec un nombre de composantes inférieur ou égal au nombre de caractéristiques initial. Ces composantes sont triées des plus significatives aux moins significatives et la dimension du jeu de données est réduite en ne conservant que les composantes qui contiennent 95% à 98% des informations initiales de l'ensemble de données.

Un nouveau jeu de données d'entrainement est généré en appliquant l'ACP sur le jeu de données initial afin d'évaluer l'impact de la réduction des caractéristiques sur les performances du classifieurs.

Le résultat de cette partie est un ensemble de données réduit utilisable pour l'entrainement de classifieurs. L'ensemble de données est optimisé pour obtenir les meilleures performances possibles avec les données collectées. Cette étape apporte des informations sur la signification de chaque caractéristique du modèle de données établie pour décrire les tâches de maintenance et des pistes d'évolution du modèle pour améliorer le processus en vue d'itérations ultérieures.

4.4. Entrainement et sélection des algorithmes

La sélection de l'algorithme d'apprentissage automatique pour traiter le problème de classification repose sur la comparaison des performances de algorithmes existants sur le jeu de donnée d'entrainement. Cette étape est divisée en plusieurs parties (fig. 38).

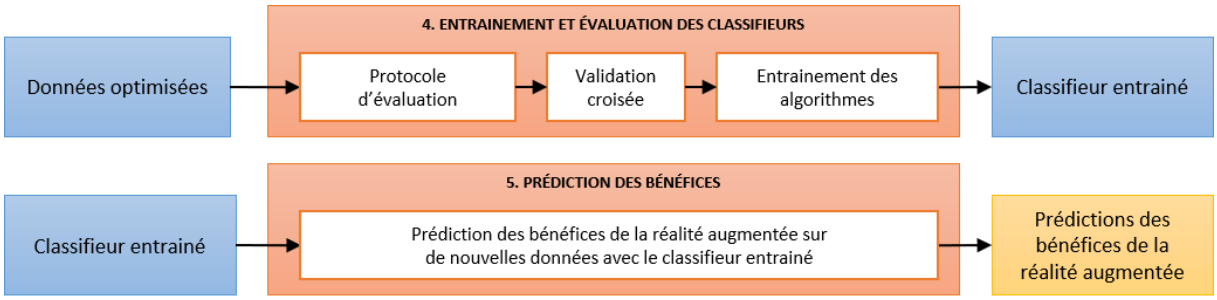


Figure 38 : Processus de classification – Etapes 4 & 5 – Entrainement, évaluation des classifieurs et prédiction des bénéfices

Protocole d'évaluation. L'évaluation d'un classifieur nécessite l'utilisation de deux jeux de données étiquetées, un jeu d'entrainement et un jeu de test. Les étiquettes du jeu de données de test ne sont pas communiquées au classifieur. L'évaluation se déroule en trois étapes :

- Le jeu d'entrainement est fourni au classifieur pour l'apprentissage. Il apprend à attribuer des étiquettes à une observation en fonction de ses caractéristiques.
- Le jeu de test est fourni au classifieur pour la prédiction. Il attribue une étiquette à chaque observation du jeu de données de test.
- Les étiquettes prédites et réelles sont comparées. Les résultats de cette comparaison sont observés à l'aide d'une matrice de confusion et quantifiés avec le F-score.

Méthode de validation croisée. Le protocole d'évaluation exige d'avoir deux jeux de données étiquetés afin de ne pas fausser les résultats de la comparaison. Cependant, le classifieur doit être formé avec le maximum de données disponibles pour atteindre les meilleures performances. La méthode de validation croisée K-fold permet de contourner ce problème en utilisant toutes les données disponibles pour former et tester les classificateurs en plusieurs itérations. Le résultat de la validation croisée est le F-score moyenne des K évaluations effectuées simultanément en isolant un sous-ensemble du jeu de données pour effectuer les tests. La validation croisée 5-fold est utilisée pour évaluer les classificateurs dans cette étude.

Entrainement des algorithmes. La littérature fournit une liste d'algorithmes d'analyse de données appropriés à sélectionner pour résoudre les problèmes de classification. La validation croisée est utilisée pour évaluer les classificateurs sur les données traitées. Les F-scores moyens de chaque classificateur sont comparés afin de sélectionner le classificateur le plus pertinent pour le problème de classification traité dans cette étude. Le protocole d'évaluation permet de choisir entre les différentes options disponibles au cours des étapes de traitement du jeu de données et de sélection des caractéristiques. Le résultat de cette étape est un classifieur entrainé au mieux avec des données collectées sur le terrain dans le but de prédire l'impact de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance.

Prédiction des bénéfices. Pour une nouvelle tâche/sous-tâche, la valeur de chaque caractéristique est recueillie avec un formulaire décrivant les caractéristiques nécessaires à la prédiction (hors mesures). Le choix du traitement des données (nettoyage, mise à l'échelle) et la sélection des caractéristiques (suppression, ACP) sont appliqués aux données avant de les fournir au classifieur entrainé à l'étape précédente. Le classifieur attribue les étiquettes et indique la probabilité que la tâche/sous-tâche appartienne à chaque classe. Les personnes impliquées dans le déploiement de la réalité augmentée peuvent alors utiliser ces informations pour alimenter leurs réflexions sur le déploiement de la technologie.

Le résultat de cette section est la mise en place d'un processus de classification incluant l'évaluation de différentes combinaisons des paramètres de chaque étape (les données d'entrainement, la technique de mise à l'échelle, la réduction des caractéristiques et le type de classificateur) afin de sélectionner et entrainer le meilleur classifieur avec les données disponibles. L'étape suivant est la mise en place d'expérimentations sur des tâches (sélection des tâches, création de contenu) pour collecter les données permettant d'alimenter le processus de classification établi.

5. Sélection des tâches et dispositifs de réalité augmentée

5.1. Sélection de tâches de maintenance

Le processus de sélection des tâches pour l'expérimentation consiste à identifier les tâches de maintenance impactées par la réalité augmentée grâce aux connaissances d'experts en matière de réalité augmentée et de maintenance aéronautique (fig. 30, étapes 1 à 4). La fonctionnalité principale de la réalité augmentée pour l'industrie est la visualisation spatiale d'informations en fonction du contexte de travail pour faciliter la compréhension des instructions.

Les activités de maintenance impliquent l'accès à de nombreuses informations spécifiques aux tâches et aux équipements pour réaliser les actions nécessaires. Parmi ces activités, les tâches de montage et de démontage sont divisées en plusieurs sous-tâches qui nécessitent de disposer d'une quantité importante d'informations pour être réalisée. Ces tâches sont intéressantes pour l'évaluation de la réalité augmentée car il est possible d'observer l'impact de la réalité augmentée sur chaque sous-tâche. Les autres types de tâches (inspection, réparation) requièrent l'usage d'une quantité plus importantes de ressources pour collecter un volume de données équivalent car il est plus difficile d'observer le processus actuel à l'échelle des sous-tâches.

L'analyse des tâches d'assemblage existantes avec les opérateurs familiarisés avec la réalité augmentée permet de sélectionner précisément les équipements sur lesquels travailler et les séquences de travail à réaliser en réalité augmentée. Avec les informations relevées sur le terrain, nous identifions les tâches complexes pour sélectionner les plus pertinentes en fonction des besoins relatifs à ces tâches. Cette étape aboutie à la sélection de trois tâches (démontage, assemblage, inspection) qui nécessitent de visualiser un nombre important d'informations, de zones et de pièces sur des équipements relativement présents en atelier.

5.2. Choix de la solution de réalité augmentée

Le choix de la solution de réalité augmentée dépend de l'environnement de travail dans lequel elle est déployée (fig. 30, étapes 5 et 6). Le logiciel doit s'affranchir de la pose de marqueurs,

qui est régulée sur les produits complexes tel qu'en aéronautique, et être facile à prendre en mains pour les préparateurs de gamme. Le matériel doit être pratique à utiliser et permettre de manipuler les équipements mais aussi mobile et compact pour naviguer dans l'atelier.

Sélection de logiciels. Nous comparons les solutions de réalité augmentée identifiées dans l'état de l'art au niveau de trois critères, qui sont la facilité d'utilisation des outils, la richesse du contenu final et le type de réalité augmentée obtenu. La solution la plus accessible pour la création du contenu est privilégiée en vue d'une utilisation à plus grande échelle, mais les limites des fonctionnalités proposées par les outils doivent être compatibles avec l'utilisation prévue. L'intérêt des marqueurs est limité car l'ajout de marqueurs sur un équipement nécessite le développement d'un outillage spécifique et de procédures dédiées à leur installation. Les pièces mécaniques modélisées en 3D rendent pertinent la reconnaissance basée sur ces modèles 3D. Nous sélectionnons la suite de logiciels de la solution Diota 2.X (fig. 39) composée de :

- Catia Composer : Logiciel dédié à la création de documentation en 3D (statique et dynamique), lié au logiciel de création des modèles 3D Catia (conversion automatique des modèles), adapté à l'environnement industriel.
- Diota Connect : Plugin permettant d'ajouter des fonctionnalités liées à la réalité augmentée (suivi de modèle, instructions de sous-tâches, contrôle de conformité ...).
- Diota Player : Logiciel de lecture pour utiliser le contenu de la réalité augmentée créé avec Catia Composer et Diota Connect. Il contient les algorithmes pour la reconnaissance et le suivi des pièces et les fonctionnalités standard.

La solution Diota est sélectionnée en raison des avantages suivants :

- Reconnaissance basée sur le modèle 3D CAO sans installation de marqueurs,
- Algorithme de suivi performant (précision suffisante (0.5 cm), manipulation des équipements possible, gestion de l'occlusion, récupération rapide, affichage stable),
- Lien avec les logiciels de conception avec désensibilisation et conversion automatique des modèles 3D pour une visualisation en temps réel,
- Editeur de contenu dédié à la création de documentation en 3D, avec des fonctionnalités adaptées et faciles à prendre en main pour les préparateurs,
- Fonctionnalités de réalité augmentée intéressantes pour une utilisation dans l'industrie (lecture du contenu 3D, affichage de séquences de sous-tâches, aide à la vérification des pièces avec des listes et des interactions, la capture de données de travail (1D / 2D / 3D) et l'exportation des données capturées pour les rapports).

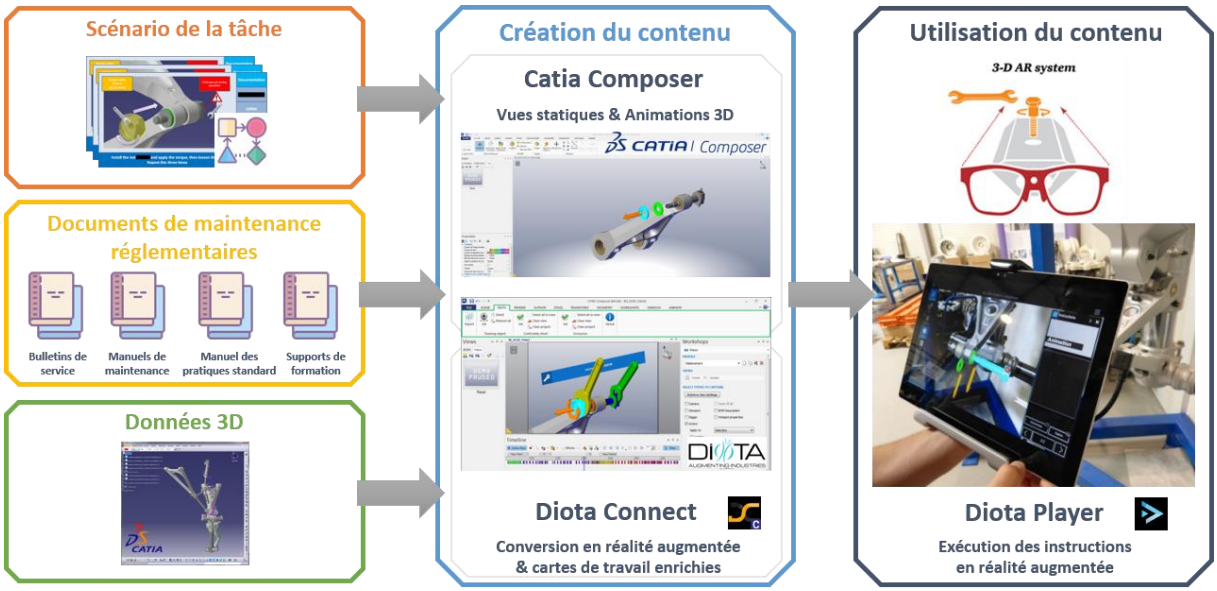


Figure 39 : Gestion de contenus de réalité augmentée avec la suite logicielle Diota 2.X

Sélection du matériel. Le choix du matériel de réalité augmentée dépend de la mobilité nécessaire pendant la tâche, de la nécessité de manipuler l'équipement à la main et de la disponibilité du matériel de réalité augmentée pour une utilisation en milieu industriel (fig.40). Il dépend également de l'équipement supporté par le logiciel de réalité augmentée. Le logiciel Diota est utilisable sous système d'exploitation Windows 10 (PC, tablette, HoloLens, projecteur dédié). Le projecteur est rejeté car la manière d'afficher les informations n'est pas adaptée au cas d'utilisation qui contient peu de surfaces planes pour l'affichage d'instructions. L'HoloLens n'est pas validé pour un usage dans l'environnement industriel sélectionné pour l'expérience et nécessite une formation pour se familiariser avec les interactions. La tablette exige de l'utilisateur qu'il manipule l'appareil d'une ou des deux mains, ce qui n'est pas possible lors d'une tâche d'assemblage où le travailleur doit interagir avec des pièces réelles. La solution PC équipé d'un écran tactile et d'une caméra industrielle est sélectionnée et installé sur un bureau de travail mobile standard utilisé dans l'atelier. À la suite du comparatif des matériels utilisables, le poste de travail mobile a été sélectionné en raison des avantages suivants :

- Mobilité : le poste de travail mobile peut être déplacé dans l'atelier et autour des pièces (compromis entre un poste de travail statique et les solutions portables),
- Mains libres : le poste de travail mobile peut être utilisé sans les mains ce qui permet de manipuler les pièces en cas de besoin (mieux que les appareils portatifs).
- Interactions : l'écran tactile permet d'interagir facilement avec le logiciel (plus facile que les commandes classiques et plus réactif que les appareils portés sur la tête).

- Disponibilité : le poste de travail mobile est équipé d'un ordinateur validé pour les environnements industriels (meilleure que les autres solutions).
- Compacité : la structure compacte permet de naviguer aisément dans tout l'atelier.
- Autonomie : La batterie permet d'utiliser le poste de travail dans tout l'atelier.

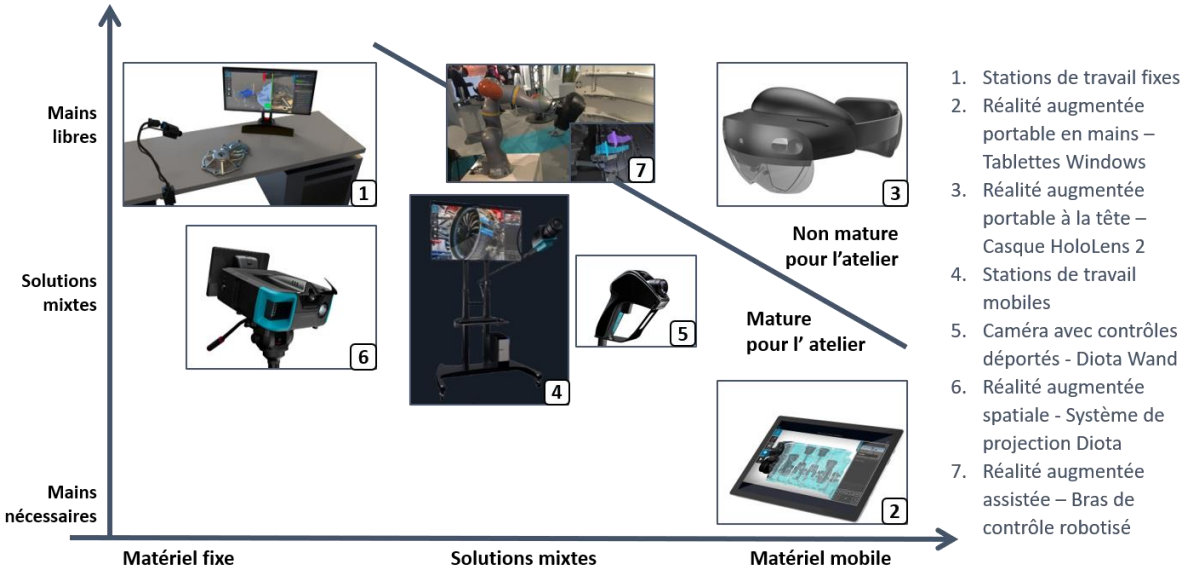


Figure 40 : Choix du matériel de réalité augmentée en fonction des conditions d'utilisation

Les différents matériels disponibles sont testés sur de courtes périodes par les opérateurs en atelier pour comparer leur utilisation en conditions réelles. Les retours terrains confirment que le choix du poste de travail mobile effectué en considérant la mobilité, la maniabilité et la maturité pour l'atelier est le plus pertinent pour l'usage de la réalité augmentée en atelier.

Création de contenu. La création de l'application concerne uniquement la création de contenu grâce au choix de logiciel effectué. La documentation actuelle fournit les informations sur la tâche à accomplir et les éléments clés à prendre en compte. Les modèles 3D issus de la conception sont utilisés pour réaliser des instructions visuelles et les intégrer en trois dimensions dans l'environnement de travail. L'examen de l'application avec les opérateurs de maintenance permet de détecter les erreurs dues à une mauvaise interprétation de la documentation actuelle, d'identifier les informations manquantes nécessaires à la tâche et de vérifier que la disposition des éléments est correcte. Après quelques itérations, le contenu de la version finale est fixé et l'application de réalité augmentée est prête pour une utilisation dans l'environnement industriel. Elle est introduite dans le processus de maintenance pour former les opérateurs, mener des expériences et évaluer la réalité augmentée par rapport aux pratiques actuelles selon la méthode mise en place précédemment (partie 2).

6. Synthèse des travaux de modélisation

Au travers des travaux menés dans cette partie, nous explorons le verrou scientifique qui porte sur la modélisation des tâches de maintenance complexes, pour pouvoir prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur la base de données collectées lors d'évaluations sur le terrain.

Nous identifions et sélectionnons les critères adaptés pour l'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes en atelier (QR 2.1). Pour cela, nous considérons les travaux existants (tableau 7), les contraintes de mises en œuvre (mesures non intrusives, ressources), et les indicateurs de performance propres aux tâches de maintenance. Nous sélectionnons la méthode d'évaluation par comparaison avec le support de travail existant selon les critères d'évaluation suivants :

- Le temps de compréhension des instructions et le temps d'action pour une sous-tâche,
- Le nombre d'erreurs réalisées (lorsque des erreurs sont possibles sur la tâche),
- La charge cognitive liée à la réalisation de la tâche (score au questionnaire TLX),
- L'usabilité du support de travail (score au questionnaire SUS).

Nous déterminons comment sélectionner les tâches de maintenance, les logiciels et les matériels à déployer pour la réalisation d'expérimentations sur l'assistance aux tâches de maintenance complexes (QR 2.2). L'analyse des contraintes et opportunités d'utilisation de la réalité augmentée en atelier nous conduisent à cibler le déploiement d'une solution de réalité augmentée par reconnaissance des modèles 3D, ne nécessitant pas de développement (création de contenu 3D uniquement, fig. 38), utilisée au travers d'une station de travail mobile équipée d'un écran tactile et d'une caméra sur bras articulé (fig. 39), sur des tâches d'assemblage et de démontages regroupant plusieurs sous-tâches complexes sur un même équipement. Cette solution est la plus pertinente pour l'intégration à l'environnement industriel physique (installation en atelier) et numérique (création de contenu, accès au scénario RA).

Nous proposons un modèle de données pour décrire des tâches de maintenances assistées par la réalité augmentée, en vue de l'entrainement d'un classifieur à la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur de nouvelles tâches (QR 3.1, fig. 33, tableau 8). Nous construction ce modèle à partir des outils de modélisation de tâches industrielles identifiés dans

l'état de l'art pour définir la structure de base. Les travaux menés pour traiter les deux questions de recherche précédentes (QR 2.1 & QR 2.2) nous permettent d'identifier l'ensemble des caractéristiques à utiliser pour décrire les tâches de maintenance en incluant l'assistance par la réalité augmenté (ex : catégories environnement de travail et mesures de l'impact de la réalité augmentée). Les caractéristiques sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée sont utilisées par la suite pour la prédiction au travers du processus de classification des tâches de maintenance (attribution des étiquettes à chaque observation).

Nous préparons également la mise en œuvre du processus de classification supervisée sur un jeu de données structuré selon le modèle établi précédemment (QR 3.1). Nous définissons comment faire l'acquisition des données sur le terrain, préparer ces données pour la classification et entrainer des algorithmes à partir de ces données (fig. 34 à 38). La préparation des données comprend des traitements à appliquer sur l'ensemble des données mais également la possibilité d'utiliser des outils pour sélectionner les caractéristiques les plus utiles pour la classification. Cela permettra de focaliser les futures collectes de données uniquement sur les caractéristiques pertinentes pour accroitre les performances de prédiction.

Cette partie des travaux aboutit à l'identification de caractéristiques clés regroupées en neuf catégories permettant de décrire les tâches de maintenance complexes assistées par la réalité augmentée avec la solution sélectionnée et des critères d'évaluation pour quantifier la valeur ajoutée de la réalité augmentée lors de chaque observation. L'évaluation du modèle et des critères d'évaluation est menée dans la partie suivante (partie 4) avec la réalisation d'expérimentations pour collecter un premier jeu de données structuré. Les critères d'évaluation mettront en avant la valeur ajoutée de la réalité augmentée par comparaison aux supports de travail existants. Ces données seront exploitées au travers du processus de classification pour la sélection des caractéristiques pertinentes pour la classification en fonction des valeurs réelles collectées. Le modèle sera évalué en fonction de la réussite des classifications et des performances (F-score moyen) atteintes par les différents classifieurs avec le processus de validation croisée sur le premier jeu de données collecté.

Quatrième partie

Expérimentations et évaluation du modèle

1. Introduction

1.1. Objectifs et questions de recherche

Cette partie présente les travaux d'expérimentation pour la collecte de données, l'exploitation de ces données pour l'évaluation et l'optimisation du modèle de tâche de maintenance complexe établi dans la partie précédente (QR 3.1) et l'ajustement du processus de classification. Le modèle de données doit être évalué sur la base d'observations réelles et il n'existe pas de jeu de données construit avec la structure de ce modèle. Nous devons réaliser des expérimentations pour collecter les données nécessaires à cette évaluation. Ces expérimentations sont mises en œuvre avec les tâches, logiciels et matériels identifiés précédemment (QR 2.2) pour évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée selon les critères sélectionnés (QR 2.1). Les résultats obtenus mettront également en évidence l'impact de la réalité augmentée sur les tâches sélectionnées. L'objectif dans cette partie est de collecter les données nécessaires à l'évaluation du modèle et des critères d'évaluation, et d'intégrer ces données au processus de classification pour sélectionner les options permettant d'atteindre les meilleures performances de prédiction.

1.2. Questions de recherche

L'évaluation de la valeur ajoutée de l'utilisation de la réalité augmentée pour aider les opérateurs de maintenance dans des conditions de travail réelles est peu développée actuellement. Les expérimentations génèrent des données liées à son utilisation en atelier. L'hypothèse est que la collecte de données lors d'expérimentations permettra d'évaluer la méthode d'implémentation de la technologie, l'utilisation des critères d'évaluation sélectionnés, et la modélisation des tâches de maintenance pour la généralisation des résultats au travers du processus de classification supervisée. L'exploitation de ces données permettra de confirmer la sélection de ces éléments ou d'émettre des préconisations pour faciliter la conduite de futures itérations.

Le verrou scientifique ciblé dans cette partie porte sur la confirmation de la sélection des méthodes d'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexe. Cette mise en œuvre expérimentale correspond à la partie évaluation des axes 2 et 3 (fig. 25, 27, 28) et traite des questions de recherche suivantes :

- QR 2.3 Quelle est la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes ? (Sections 2 & 3)
- QR 3.2. Comment traiter ces données pour optimiser les performances de l'apprentissage sur les algorithmes de classification ? (Sous-section 4.4)
- QR 3.3. Quelles caractéristiques du modèle sont les plus pertinentes pour prédire les bénéfices de la réalité augmentée sur les tâches ? (Sous-section 4.2)

1.3. Démarche mise en œuvre

La démarche consiste à collecter des données expérimentales pour évaluer et optimiser le modèle construit dans la partie précédente (fig.33). La deuxième et la troisième section détaillent les expérimentations réalisées respectivement sur une tâche de démontage en conditions laboratoire et une tâche d'assemblage en conditions réelles en atelier.

La première expérimentation permet de tester le protocole expérimental dans des conditions adaptées (sans perturbation des ateliers) sur des profils débutants, cible principale des solutions de réalité augmentée. La seconde expérimentation complète ces informations par des observations sur le terrain, essentielles pour démontrer la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur les tâches, avec des profils d'opérateurs représentatifs de la répartition des connaissances en atelier. Ces expérimentations complémentaires servent à la fois à tirer de premières conclusions concernant la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches sélectionnées et à collecter un premier jeu de données pour la mise en œuvre initiale du processus de classification (traitement, sélection des caractéristiques, entrainement) pour généraliser ces observations et l'évaluation de ces performances sur ce modèle de données.

La quatrième section est dédiée à l'exploitation des données collectées au travers du processus de classification. L'objectif est de définir comment traiter les données pour atteindre les meilleures performances à la suite de l'entrainement du classifieur (mise à l'échelle, réduction par ACP). Il s'agit également d'évaluer la pertinence des caractéristiques qui constituent le modèle de donnée afin de ne sélectionner que les caractéristiques utiles pour la classification et ainsi optimiser la collecte de données pour de futures itérations. L'objectif avec la classification est de pouvoir généraliser les observations faites lors des expérimentations à l'ensemble des activités de maintenance complexes pour réduire le nombre d'expérimentations nécessaires pour confirmer l'intérêt de la réalité augmentée sur de nouvelles tâches complexes.

2. Evaluation d'une tâche de démontage

2.1. Introduction

Cette section présente la première expérimentation menée pour l'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur une tâche de maintenance complexe et la collecte de données pour l'entrainement d'un classifieur sur la base du modèle et des critères définis dans la partie 3. La tâche observée est une tâche de démontage qui intervient au début du processus de maintenance, entre les tâches d'inspection préliminaire et d'inspection détaillée des équipements (fig. 41). L'observation porte sur les sous-tâches qui consistent à retirer les sous-ensembles de l'équipement principal avant de séparer les différentes pièces. La complexité de ces sous-tâches est de devoir manipuler les sous-ensembles correctement pour éviter les accidents (blessures, casse) dans un temps relativement court avec peu de connaissances sur l'équipement. Ces tâches étant moins complexes que les tâches de contrôle ou d'assemblage, elles sont confiées aux opérateurs débutants qui sont peu habitués aux équipements et au procédures de maintenance. Le démontage des sous-ensembles est une phase qui prend plus de temps pour éviter les risques en termes de sécurité et de qualité. L'objectif de l'expérimentation est de définir si la réalité augmentée facilite l'utilisation des instructions de travail pour ces tâches de démontage.

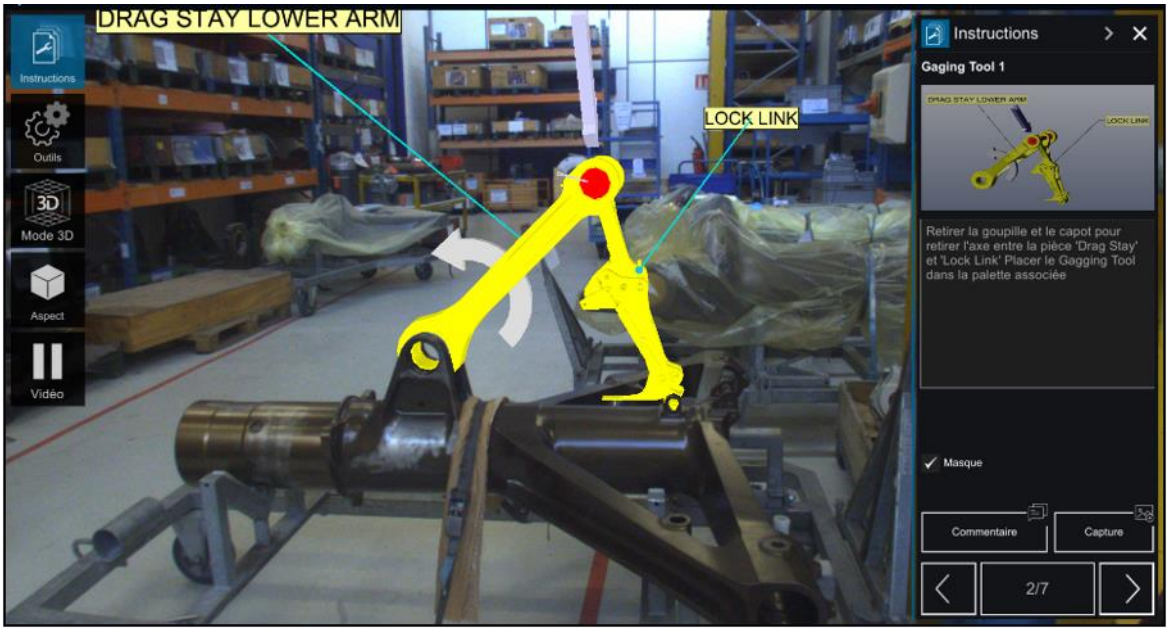


Figure 41 : Illustration de la tâche de démontage sélectionnée pour l'évaluation

2.2. Préparation de l'expérimentation

La méthode d'évaluation sélectionnée précédemment consiste à comparer l'utilisation du support de travail actuel à l'utilisation d'un support en réalité augmentée sur la tâche au travers de critères représentatifs de l'impact sur le processus de maintenance et sur les opérateurs. Nous préparons les éléments nécessaires à la réalisation de cette expérimentation (pièces, supports de travail actuel papier et réalité augmentée, outils d'évaluations, descriptif de l'expérimentation).

La tâche de démontage concerne le retrait du sous-ensemble de verrouillage en extension du train d'atterrissage d'un avion de ligne long courrier (fig. 41). Le sous-ensemble est constitué de trois composants (le drag stay, le lock link et le lock stay) reliés entre eux, et à la partie principale de l'équipement (le main fitting), par différents éléments d'assemblage (axes, boulons, …). Un outillage assure la liaison entre le drag stay et le lock link lors du transport. Cette tâche de démontage est divisée en six sous-tâches de durée équivalente, composées d'actions similaires et dissociables les unes des autres lors de l'expérimentation.

Les expérimentations en atelier nécessitent un nombre important de ressources (opérateurs, observateurs, équipements, ligne) qu'il n'est pas possible de mobiliser sur la durée. La faible fréquence de passage des équipements réels pour maintenance limite les opportunités d'expérimentation sur une courte période (1 à 4 équipements par mois). Pour cette première expérimentation, nous nous affranchissons de ces contraintes en faisant réaliser une maquette de l'équipement en impression par dépôt de fil sur la base des modèles CAO. Cette maquette simplifiée comprend les composants concernés par la tâche, les éléments de liaison entre les composants (axes, rondelles …) et avec la partie principale (fig. 42).



Figure 42 : Maquette utilisée pour l'évaluation de l'impact de la réalité augmentée sur une tâche de démontage

Le manuel de maintenance de l'équipement complet est disponible en douze versions qui couvrent toutes les configurations existantes. La tâche de démontage est identique dans 83% des manuels et présente des modifications mineures pour les 17% restants. Nous rassemblons les informations liées à cette tâche qui sont réparties dans les différentes sections du manuel (Disassembly, Assembly, Illustrated Part List) dans un document PDF pour représenter le support de travail actuel dans le cadre de l'expérimentation. Un utilisateur extérieur à l'expérimentation réalise la tâche à l'aide de ce support de travail pour valider son contenu.

Nous réalisons le support en réalité augmentée avec la suite logiciel Diota sélectionnée précédemment (section 3.5, fig. 39). Le scénario est découpé en cartes de travail reprenant les six sous-tâches de démontage. Chaque carte de travail est composée d'une vue 3D recalée sur la maquette, d'une illustration des composants et des instructions textuelles issues du support papier. Le matériel utilisé est une tablette Surface Pro 4 sur Windows 10 équipée d'une caméra industrielle uEye 3260. Le flux vidéo de l'application peut être mis en pause pour poser la tablette et réaliser la tâche avec les mains libres comme avec les stations de travail mobiles sélectionnées pour l'atelier. La pièce reconnue par l'application de réalité augmentée pour le recalage est le support de la maquette comprenant les points de liaison des composants.

2.3. Conditions expérimentales

Nous conduisons l'expérimentation dans les conditions détaillées ci-après (tableau 9). Elle est réalisée dans une zone dédiée hors du processus de maintenance réel, désinfecté entre les passages de chaque sujet. Chaque sujet réalise la tâche avec les deux modalités (papier ou réalité augmentée) pour pouvoir comparer les résultats sur les deux supports. L'ordre de passage influence les observations car les sujets sont plus à l'aise avec la tâche lors du deuxième passage. Pour tenir compte de ce biais, une partie des sujets débute avec le support papier et l'autre partie avec le support réalité augmentée. L'influence sur le deuxième démontage est observable et prise en compte dans l'exploitation des résultats. Pour cette évaluation, nous sélectionnons des sujets débutants car les opérateurs en ateliers ne peuvent pas être mobilisés sur la période de l'expérimentation. Les sujets débutants sont 15 élèves de master 2 familiarisés à la lecture de plan mais novices en termes de maintenance aéronautique.

La première partie de l'évaluation porte sur le temps de réalisation pour observer l'impact sur le processus de maintenance. Il est mesuré par un observateur lorsque le sujet réalise chaque sous-tâche. Il distingue le temps de traitement des instructions de travail (support papier ou RA

en main) et le temps de réalisation de l'action. La seconde partie de l'évaluation concerne la charge mentale générée lors de la tâche et l'usabilité des supports de travail du point de vue des utilisateurs. Les questionnaires TLX et SUS permettent de collecter ces données auprès des participants après chaque modalité. La comparaison selon ces critères permet d'observer l'impact sur la complexité de la tâche du point de vue de la perception des utilisateurs.

Avant l'arrivée du sujet, l'observateur désinfecte les pièces et les assemble pour mettre la maquette en état « montée » sur la table dans la zone d'expérimentation. Il prépare les deux supports de travail, à savoir le format papier PDF imprimé et le format réalité augmentée sur la tablette. L'observateur imprime et prépare les supports de mesure pour lui et pour le sujet (chronomètre, relevé des temps, questionnaires en annexe 1 à 3). Avant de démarrer, l'observateur présente le protocole expérimental, les supports de travail ainsi que les supports de mesure au sujet. La tâche consiste à démonter la maquette du sous-équipement aéronautique en suivant les instructions du support de travail réparties en cinq sous-tâches. Il faut effectuer la tâche de démontage les supports format papier PDF et réalité augmentée.

Le sujet effectue ensuite les différentes sous-tâches. L'observateur note le temps utilisé pour prendre connaissance de chaque sous-tâche (entre l'ouverture de l'instruction et le passage sur la maquette), le temps utilisé pour réaliser chaque sous-tâche (entre le passage sur la maquette et le retour sur le support de travail). A la fin de la tâche, le sujet complète les questionnaires (SUS et TLX) pendant que l'observateur rassemble la maquette en position « montée » pour la seconde modalité. Le sujet réalise la tâche avec le second support de travail de la même manière.

Catégories Modèle (fig. 33)	**Expérimentation 1**
Identification	Tâche de démontage
Sujet	Maquette ensemble verrouillage
Objectif	Démontage
Environnement	Laboratoire
Actions	6 sous-tâches
Acteurs	15 débutants (élèves M2)
Matériel	Système Windows 10 + Ecran tactile + caméra uEye 3260
Mesures	Temps / Score TLX / Score SUS
Modalités	Support papier VS RA (Diota 2.X)

Tableau 9 : Synthèse des conditions expérimentales sur la tâche de démontage

2.4. Résultats de l'évaluation sur une tâche de démontage

Nous obtenons un total de 90 mesures avec l'observation de l'ensemble des utilisateurs sur les 6 sous-tâches qui composent la tâche. La tâche complète dure en moyenne 9,14 minutes avec le support papier et 5,28 minutes avec le support réalité augmentée. L'impact sur le temps total est un gain de 42% en moyenne (fig. 43). L'écart de temps entre les deux conditions sur la phase d'action n'est pas significatif (1%). Le gain de temps est réalisé sur la phase de compréhension (61%). Le rapport de temps nécessaire pour la compréhension des instructions par rapport au temps d'action passe ainsi de 70% pour 30% à 48% pour 52%.

Nous observons l'influence de l'ordre de passage entre les modalités en distinguant les mesures effectuées en première modalité avec la réalité augmentée de celles effectuées avec le support papier (fig. 43). L'influence de l'ordre de passage sur le gain de temps observé est de l'ordre de 6%. Le gain de temps est plus faible pour les utilisateurs ayant commencés par la réalité augmentée (36% en moyenne) que pour les utilisateurs qui ont débuté avec le support papier (48% en moyenne).

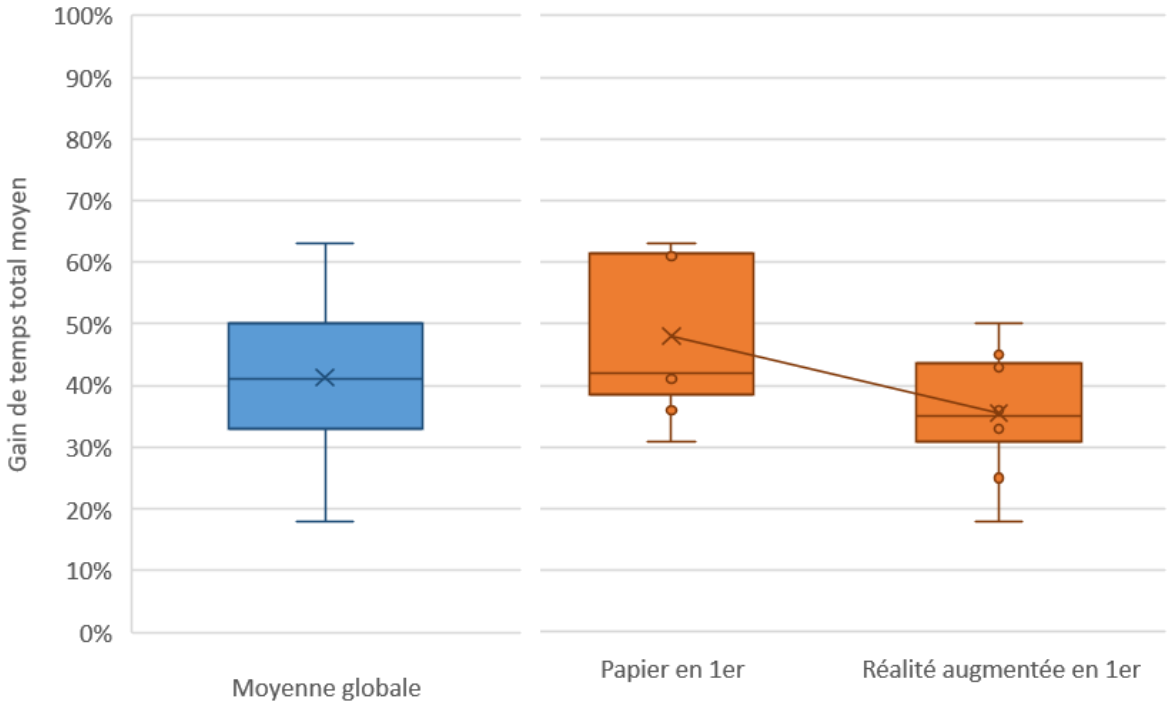


Figure 43 : Gains de temps total sur une tâche de démontage hors atelier avec différents profils d'utilisateurs

Les mesures qualitatives issues des questionnaires montrent une réduction de la charge mentale et une augmentation de l'usabilité (fig. 44). Le score TLX moyen passe de 63,6 points avec le support papier à 24,8 points avec le support réalité augmentée, soit une réduction de 38,8 points. Le score SUS moyen passe de 35,5 points avec le support papier à 88,8 points avec le support réalité augmentée, soit une augmentation de 53,3 points. L'influence de l'ordre de passage est de 6,8 points sur le score TLX et de 3,8 points sur le score SUS.

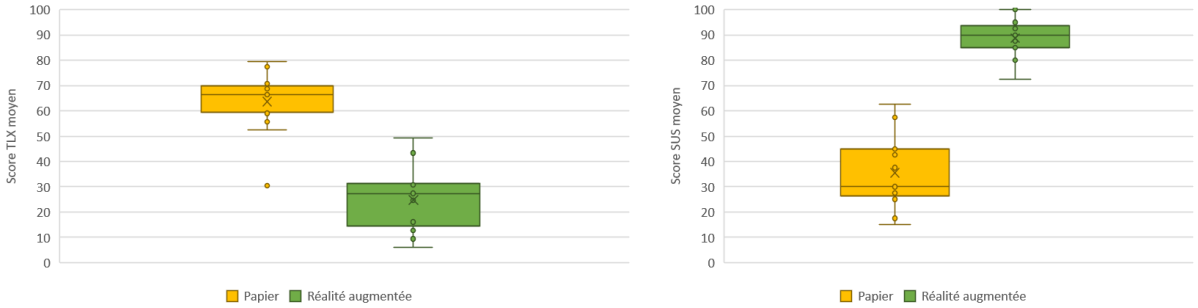


Figure 44 : Gains qualitatifs sur une tâche de démontage hors atelier avec différents profils d'utilisateurs au travers du (a) Score TLX et du (b) Score SUS

2.5. Analyse des résultats

Les résultats obtenus via les questionnaires mettent en évidence une meilleure usabilité du support de réalité augmentée du point de vue des utilisateurs. Ils attribuent un meilleur score d'utilisabilité à la réalité augmentée (Excellent avec 88,8 points) par rapport au support Papier (Pauvre avec 35,5 points). Cette différence au niveau du support se traduit par une réduction importante de la charge cognitive globale engendrée par la tâche grâce à la réalité augmentée.

Les mesures de temps montrent que la réalité augmentée réduit le temps de rechercher et d'interprétation des instructions (gain de 61% sur temps de compréhension). Elle équilibre le rapport de temps de compréhension et d'action ce qui fait gagner du temps au global (42% en moyenne). Cependant, nous notons que la connaissance préalable de la tâche altère l'influence réelle de la réalité augmentée (gain de 36% en moyenne contre 48% sur la découverte).

Ainsi, le support réalité augmentée est plus accessible que le support papier classique pour des profils débutants mais cet apport tend à diminuer avec l'augmentation des connaissances sur la tâche. En atelier l'apport de la réalité augmentée pourra donc être plus faible car les opérateurs ont une connaissance des tâches et des supports papier du fait de leur expérience. Cette influence de l'expérience des opérateurs doit être observée en particulier.

3. Evaluation d’une tâche d’assemblage en atelier

3.1. Introduction

Cette section présente la deuxième expérimentation menée pour la collecte de données sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexe et l’évaluation du modèle et des critères définis dans la partie 3. Le cas d'utilisation a été sélectionné selon la méthodologie détaillée dans les parties précédentes, au travers d’une étude de l'environnement de travail et d’entretiens avec les opérateurs. La tâche observée est une tâche d’assemblage qui intervient à la fin du processus de maintenance, entre les tâches de réparation/traitements et d’inspection finale de l’équipement. L’équipement sélectionné est présent fréquemment en maintenance (2 à 3 fois par mois). L'expérience est menée sur huit sous-tâches similaires pour l’assemblage de composants sur un sous-ensemble en conditions industrielles et sur lesquelles le support de travail actuel se révèle peu adapté (fig. 45).

La complexité de ces sous-tâches est de monter correctement les bonnes pièces aux bonnes positions avec les bons outils. Pour cela, il faut avoir à disposition les références de chaque élément et interpréter correctement les instructions standardisées. Ces tâches sont réalisées par des experts car chaque action doit être correctement réalisée étant donné que les erreurs qualité ne sont pas permises à cette étape. Ainsi, il n'y a pas d’indicateurs qualité observables et mesurable sur ces tâches d’assemblage. L’assemblage des équipements est une phase qui prend du temps et se repose fortement sur les connaissances produit des opérateurs expérimentés.



Figure 45 : Illustration de la tâche d’assemblage sélectionnée pour l’évaluation et utilisation d’un poste de travail mobile

3.2. Préparation de l’expérimentation

L’évaluation consiste à observer l’évolution du temps d’exécution de la tâche et des scores TLX et SUS attribués par les opérateurs entre l’utilisation des supports papier actuels et d’un support de réalité augmentée disponible sur un poste de travail mobile. Le matériel utilisé est une station de travail, constituée d’un PC sous Windows 10 équipé d'un écran tactile de 44 pouces et d'une caméra industrielle uEye 3070, installée sur un poste de travail mobile au standard de l'atelier. Il peut ainsi être installé sur la chaîne de montage sans perturber le flux de travail.

Nous créons l’'application de réalité augmentée avec la solution logicielle industrielle de réalité augmentée Diota 2.X connectée au logiciel de création 3D Catia Composer R2017X. Cette application est divisée en huit cartes de travail, une pour chaque sous-tâche. Chaque carte de travail contient les instructions textuelles standardisées des sous-tâches et les modèles 3D de chaque composant de l'assemblage, identifiés par les numéros de référence des pièces, positionnés par rapport à la pièce de référence de l’assemblage. L'interface de l'application permet aux utilisateurs de naviguer d'une fiche de travail à une autre pour accéder aux informations relatives aux sous-tâches et de sélectionner les pièces pour plus de précisions.

Pour cette expérimentation, la tâche est observée en conditions réelles, dans le flux de travail, avec les opérateurs présents dans l’atelier. Nous divisons les participants en trois groupes en fonction de leurs connaissances préalables sur la tâche observée et sur l’activité d'assemblage de tels équipements (tableau 10). Les « débutants » sont des opérateurs qui sont dans le métier depuis moins de 3 ans et qui ne connaissent pas la tâche utilisée pour l'expérience. Les profils « avancés » ne connaissent également pas la tâche, mais ils travaillent sur des tâches similaires depuis plus de 3 ans. Les experts travaillent sur des tâches similaires depuis plus de trois ans et plus particulièrement sur la tâche utilisée pour l'expérience qu’ils connaissent par cœur. Les résultats sont ainsi divisés par conditions d'expérience (« réalité augmentée » et « papier ») et par profil de participant (« Débutant », « Avancé » ou « Expert ») pour chaque sous-tâche.

Profils	Connaissances tâche	Connaissances métier	Nombre de participants
Débutants	Non	Inférieure à 3 ans	2
Avancés	Non	Supérieure à 3 ans	5
Experts	Oui	Supérieure à 3 ans	2

Tableau 10 : Répartition des opérateurs en différents profils en fonction des connaissances

Nous définissons la quantité « Gain de temps » T_G pour évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur la performance des sous-tâches. Il s'agit de la comparaison de l'écart de temps demandé pour chaque sous-tâche (T_{RA} : temps avec réalité augmentée) rapporté au temps nécessaire pour réaliser la sous-tâche (T_{PP} : temps avec support papier), calculée avec la formule suivante :

$$T_G = \frac{T_{RA} - T_{PP}}{T_{PP}}$$

La réalité augmentée a un effet sur l'accès et la compréhension de l'information qui impacte différemment ces deux étapes. Nous divisions la mesure des performances sur les sous-tâches entre le temps de compréhension T_C et le temps d'action T_A. T_C correspond au temps utilisé par le participant pour rechercher, comprendre et transcrire au réel les instructions. T_A correspond au temps utilisé par le participant pour exécuter les instructions sur l'équipement. Nous définissons la quantité « Rapport Action/Compréhension » $R_{A/C}$ pour évaluer l'efficacité des instructions en rapportant le temps nécessaire pour faire la tâche, au temps total nécessaire pour accomplir la tâche ou la sous-tâche. Il est calculé à l'aide de la formule suivante :

$$R_{A/C} = \frac{T_A}{T_A + T_C}$$

3.3. Protocole expérimental

Nous conduisons l'expérimentation dans les conditions détaillées ci-après (tableau 11). Nous réalisons l'expérimentation sur la chaîne de montage, dans la zone de travail réelle. La condition « papier » est similaire au processus de travail actuel. Les instructions sont les documents de travail standard qui contiennent les informations nécessaires pour effectuer les huit sous-tâches de l'assemblage de l'équipement. Ils sont composés d'une figure d'ensemble, d'instructions textuelles standardisées et de photos de l'assemblage pour chaque sous-tâche. La condition « réalité augmentée » a nécessité la mise en place du poste de travail mobile présenté précédemment (fig. 45). Chaque carte de travail RA continent les modèles 3D des pièces en position, les numéros de référence de chaque pièce et les instructions textuelles standardisées.

Les sujets sont 9 opérateurs de maintenance présents dans l'atelier qui n'ont pas de connaissances préalables sur la réalité augmentée avant cette expérience. Nous leur présentons les conditions de l'expérience, les questionnaires et les mesures réalisées avant qu'ils ne se

portent volontaires. Ils manipulent une application de démonstration sans rapport avec la tâche pour appréhender le fonctionnement et les contrôles de l'outil de réalité augmentée.

L'observateur prépare tous les éléments nécessaires à l'expérience, à savoir le support d'instruction papier actuel, l'application de réalité augmentée, les questionnaires SUS et TLX et un support pour relever le temps nécessaire pour chaque sous-tâche (annexe 1 à 3). L'observateur est informé lorsque l'équipement sélectionné pour l'expérience est prêt à être assemblé et sélectionner l'un des sujets volontaires pour effectuer la tâche. Il installe le poste mobile dans l'espace de travail et calibre le système pour la reconnaissance des pièces impliquées dans la tâche. Dans les deux conditions, les pièces nécessaires à l'assemblage de l'équipement sont préparées avant le début de la tâche afin d'éviter les perturbations des mesures dues aux pièces manquantes. L'expérience commence lorsque l'observateur, le participant, le support et l'équipement sont prêts.

Le participant navigue à travers le support selon la condition observée pour trouver les informations dont il a besoin pour réaliser les huit sous-tâches de l'ensemble. L'observateur note le temps nécessaire au participant pour réaliser chaque sous-tâche. A la fin de l'assemblage, le participant remplit le questionnaire TLX pour évaluer la charge cognitive qui lui a été imposée en effectuant la tâche et le questionnaire SUS pour évaluer la facilité d'utilisation du support utilisé pendant la tâche.

Catégories Modèle (fig. 33)	**Expérimentation 2**
Identification	Tâche d'assemblage
Sujet	Pièces réelles Lock Link
Objectif	Assemblage
Environnement	Atelier
Actions	8 sous-tâches
Acteurs	9 opérateurs maintenance
Matériel	Système Windows 10 + Ecran tactile + caméra uEye 3260
Mesures	Temps / Score TLX / Score SUS
Modalités	Support papier VS RA (Diota 2.X)

Tableau 11 : Synthèse des conditions expérimentales sur la tâche d'assemblage

3.4. Résultats de l'évaluation sur les différents profils d'utilisateurs

Parmi les 9 opérateurs recrutés dans l'atelier pour prendre part à l'étude, 6 opérateurs ont complété les huit sous-tâches dans les deux conditions et 3 participants les ont complétées uniquement dans la condition « réalité augmentée ». Après la réalisation de la tâche dans chaque condition, ils ont tous rempli les deux questionnaires qualitatifs pour l'évaluation de l'usabilité et de la charge cognitive. Les résultats des observations sont synthétisés dans le tableau 12 et présentés dans la figure 46 pour le "Temps total" et dans la figure 47 pour le « Rapport Action/Compréhension ».

	Nb mesures	**T_G compréhension**	**T_G action**	**T_G total**
Tous profils	40	30%	-16%	9%
Débutants	16	25%	-11%	7%
Avancés	16	39%	-27%	11%
Experts	8	15%	-38%	2%

Tableau 12 : Résultats quantitatifs de l'évaluation de l'impact de la réalité augmentée sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs

En considérant les utilisateurs ayant fait les deux conditions, soit 5 des 9 sujets, sur chacune des huit sous-tâches nous obtenons 40 mesures. Lors de la phase de compréhension, les opérateurs passent en moyenne 30% de temps en moins par sous-tâche tandis que la phase d'action prend 16% de temps en plus par sous-tâche. Au global, l'impact sur le temps total par sous-tâche est un gain de 9 % (tableau 12, fig. 46). Le calcul du rapport action/compréhension montre un gain de 14 points en passant de 48% sans réalité augmentée à 62% avec réalité augmentée (fig. 47).

En distinguant les observations entre les différents profils d'opérateurs, nous obtenons 16 mesures sur les profils « Débutants », 16 mesures sur les profils « Avancés » et 8 mesures sur les profils « Experts ». Les « Débutants » passent en moyenne 25% de temps en moins sur la phase compréhension mais 11% de temps en plus sur la phase d'action. Le rapport action/compréhension gagne 11 points (52% à 63%) et l'impact sur le temps total par sous-tâche est un gain de temps de 7%. Les « Avancés » passent en moyenne 39% de temps en moins sur la phase compréhension mais 27% de temps en plus sur la phase d'action. Le rapport action/compréhension gagne 17 points (48% à 65%) et l'impact sur le temps total par sous-tâche est un gain de temps de 11%. Les « Experts » passent en moyenne 15% de temps en moins sur la phase compréhension mais 3% de temps en plus sur la phase d'action. Le rapport action/compréhension gagne 14 points (39% à 53%) et l'impact sur le temps total par sous-tâche est un gain de temps de 2%.

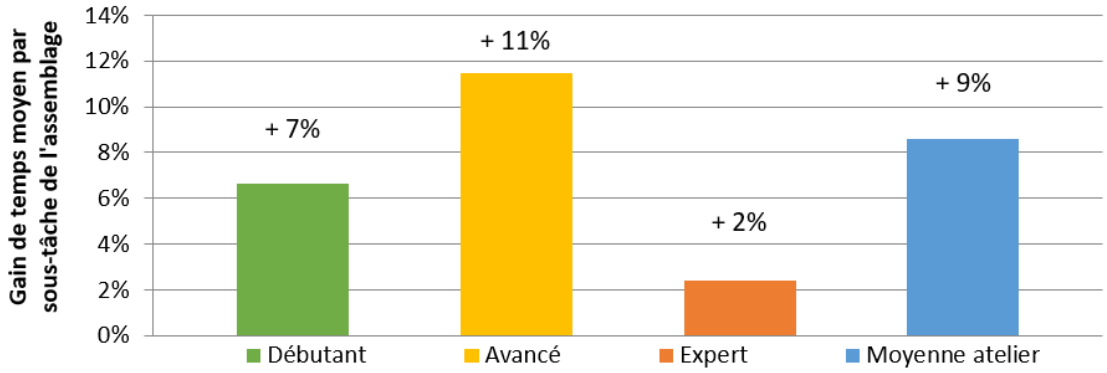


Figure 46 : Gains de temps total sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs (moyenne pondérée en fonction du nombre d'utilisateur)

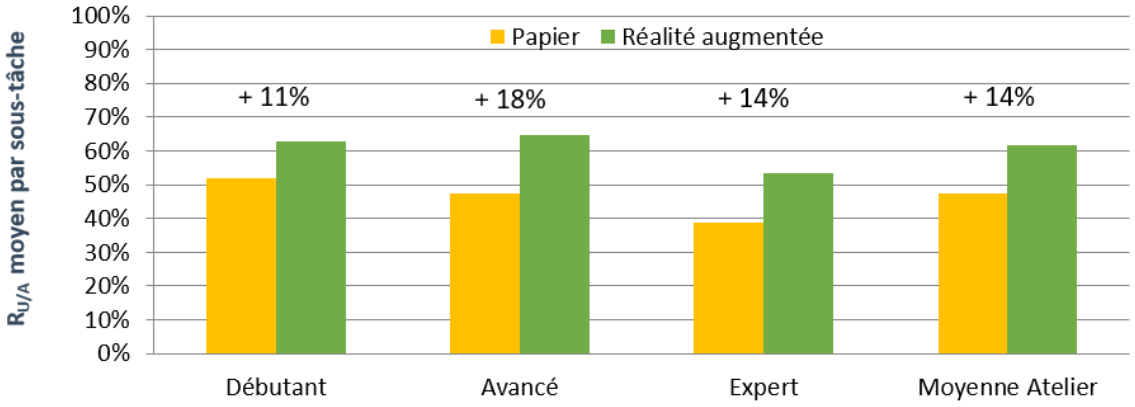


Figure 47 : Gain sur le rapport compréhension / action total sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs

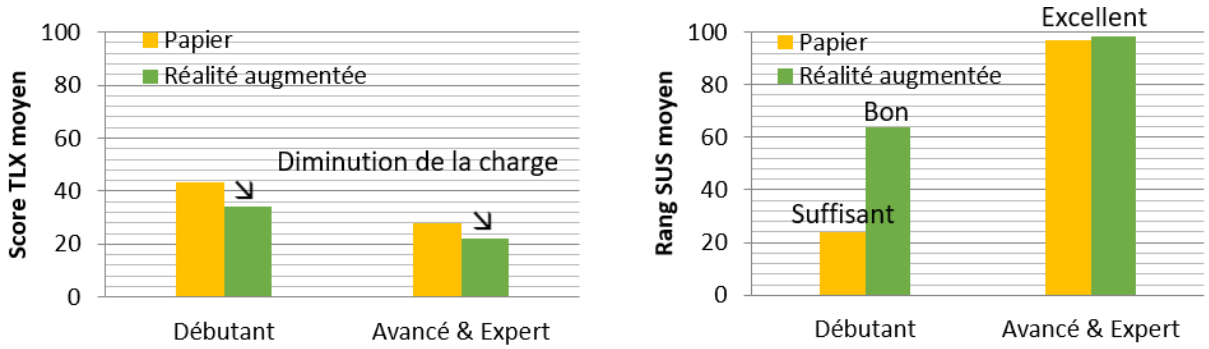


Figure 48 : Gains qualitatifs sur une tâche d'assemblage en atelier avec différents profils d'utilisateurs au travers du (a) Score TLX et du (b) Score SUS

Les scores de charge mentale TLX et d'usabilité SUS sont calculé à partir des réponses des sujets aux questionnaires correspondants (fig. 48). Le score SUS est converti en rang centile pour comparer les résultats. Tous profils confondus, le score TLX est réduit de 7,4 points (34,2 à 26,8) et le rang SUS augmente de 16,8 points (67,8 à 84,6). Nous distinguons les résultats des « Débutants » de ceux des opérateurs « Avancés & Experts » qui présentent des écarts importants. Pour les profils « Avancés & Experts » l'écart est faible, le score TLX est réduit de 6 points (28 à 22) et le rang SUS augmente de 1,4 points (97 à 98,4). Pour les profils « Débutants » l'écart est important, le score TLX est réduit de 9,5 points (43,52 à 34) et le rang SUS augmente de 40 points (24 à 64).

3.5. Analyse des résultats

L'analyse des résultats de l'expérimentation sur la tâche d'assemblage met en évidence l'influence des profils des opérateurs sur leur ressenti de l'impact de la réalité augmentée et son influence sur le déroulement de la tâche. La réalité augmentée a pour objectif d'aider les opérateurs à trouver et à comprendre les instructions pour faciliter l'exécution des tâches de maintenance. En fonction de leurs connaissances, les opérateurs n'ont pas les mêmes besoins en informations, ni la même aisance dans l'exécution des tâches.

Les profils « Avancés & Experts » ont l'habitude d'utiliser le support papier et lui attribue donc un rang d'usabilité élevé (97 points). Cependant, nous pouvons observer qu'ils considèrent le support réalité augmentée tout aussi efficace (98,4 points). En revanche, les profils « Débutants » qui apprennent encore à manipuler le support papier le considère à peine suffisant (24 points) et préfèrent le support réalité augmentée qu'ils jugent bon pour réaliser la tâche d'assemblage (64 points). Cela s'explique par le fait qu'ils sont moins à l'aise avec le processus de maintenance. Cet écart d'expérience s'observe au travers des scores de charge cognitive qui sont plus élevés pour les « Débutants » (43,52 à 34) que pour les profils « Avancés & Experts » (28 à 22). L'impact de la réalité augmentée sur le score TLX est là aussi plus important pour les profils « Débutants ». Cela signifie que globalement la tâche était moins exigeante pour les utilisateurs d'un point de vue cognitif avec la réalité augmentée. Avec une charge cognitive moindre, les utilisateurs peuvent se concentrer plus efficacement sur l'exécution de la tâche.

Pour les débutants, il y a une amélioration visible de l'usabilité du support avec la réalité augmentée. Du point de vue des utilisateurs, la réalité augmentée semble plus intéressante pour les nouveaux opérateurs qui découvrent le processus de maintenance que pour les opérateurs

déjà familiers avec le support actuel. Ces derniers sont tout de même réceptifs à l'utilisation d'un outil différent des supports classiques qu'ils perçoivent comme tout aussi efficace.

Du point de vue quantitatif, l'utilisation de la réalité augmentée améliore les performances de l'atelier sur la réalisation de la tâche d'assemblage. Le gain de temps varie en fonction des profils d'utilisateurs mais la répartition du profil des opérateurs pour l'expérience correspond à la répartition globale des compétences dans l'atelier. En considérant la moyenne des résultats de chaque opérateur, nous observons un gain de temps global de 9% sur l'atelier. Nous observons un impact positif sur le temps de compréhension, soit un gain de 30 % sur le temps total, tous profils confondus grâce à la répartition des mesures entre les phases de compréhension et les phases d'action. Les opérateurs passent moins de temps à traiter les instructions avant chaque action avec l'aide de la réalité augmentée ($R_{A/C}$ + 14 points). Cela confirme l'intérêt de la réalité augmentée pour faciliter l'accès, la compréhension et la transposition des instructions dans un environnement de maintenance complexe. Cependant, nous constatons un impact négatif sur le temps d'action, soit une perte de 16 % du temps total en tenant compte de tous les profils qui doit être réduit par une meilleure adaptation du contenu aux besoins des différents profils d'utilisateurs. Ce résultat pourrait s'expliquer par l'utilisation d'un nouvel appareil permettant des interactions plus étroites entre les instructions et l'action. Malgré cela, l'impact global de la réalité augmentée sur le temps de réalisation est positif.

L'impact de la réalité augmentée est le plus faible chez les opérateurs « Experts » qui ont l'habitude de réaliser la tâche (2%) mais il reste positif. Cependant, l'impact le plus élevé est obtenu sur les profils « Avancés » avec 11% de gain (contre 7% pour les « Débutants »). Le temps estimé moyen pour chaque sous-tâche est de 3 minutes 15 secondes pour les experts, 4 minutes 40 secondes pour les profils « Avancés » et 8 minutes 43 secondes pour les débutants. Les gains observés se traduisent ainsi par des gains de 30 et 36 secondes par sous-tâche respectivement pour les profils « Avancés » et « Débutants ». L'assemblage complet étant constitué de 8 sous-tâches, cela correspond à un gain de temps de 4 minutes sur une tâche de 37 minutes pour les profils « Avancés » et un gain de temps de 5 minutes sur une tâche de 70 minutes pour les profils « Débutants ».

Avant l'expérimentation, l'hypothèse était que plus l'utilisateur a de connaissances, moins la réalité augmentée apportera de valeur ajoutée. Ce résultat s'explique par le manque d'expérience des profils « débutants » en maintenance. Ils prennent plus de temps pour relier les instructions entre elles, tandis que les profils « avancés » savent quelles informations

rechercher pour réaliser la tâche. La réalité augmentée leur donne un accès plus facile et intuitif à ces informations. C'est un résultat intéressant qui nécessite d'approfondir les expérimentations sur cet aspect. Cela signifie également que même si la répartition des profils dans l'atelier évolue, la réalité augmentée continuera à apporter un gain de temps au global. De plus en plus de débutants bénéficieront directement de la réalité augmentée (bonne usabilité et réduction de la charge cognitive), et avec la pratique ils seront de plus en plus à l'aise avec le processus de maintenance et deviendront des profils avancés, ce qui amplifiera la valeur ajoutée de la réalité augmentée du côté de la productivité. Cela pourrait favoriser la polyvalence dans les ateliers où les opérateurs pourraient se familiariser avec de nombreuses tâches et passer d'un poste à l'autre.

3.6. Limites et poursuite des travaux

Les observations sont limitées par le type et le nombre de critères d'évaluation observables en atelier sans altérer l'environnement de travail. Seul des observations non intrusives, ne perturbant pas les opérateurs pendant la réalisation de la tâche, sont pertinentes pour être au plus proche de l'impact réel de la réalité augmentée.

La faible fréquence de passage d'équipements similaires en maintenance, dans le secteur aéronautique qui travaille sur des temps longs, restreint le volume d'observations réalisables sur une période donnée. La faible disponibilité de l'équipement pour la tâche sélectionnée a réduit le nombre d'observations en rapport aux ressources à mobiliser pour suivre le déroulement des tâches. Pour parvenir à collecter plus de résultats, il faudrait prolonger les mesures sur la durée et de multiplier les cas d'application afin obtenir des résultats plus nombreux et plus variés. Mais il n'est pas possible de mettre en œuvre des expérimentations similaires pour chaque tâche de maintenance. L'approche détaillée dans les sections suivantes est de sélectionner les éléments les plus pertinents à observer en atelier pour faciliter la récolte de données sur le terrain pour de futures expérimentations.

Les tâches évaluées ont été sélectionnés sur la base des possibilités offertes par la technologie et de l'expérience des opérateurs de maintenance pour relier l'apport de la réalité augmentée aux tâches de maintenance qui requièrent une telle assistance. L'amélioration des interactions entre l'utilisateur et la réalité augmentée (saisie des données, traitement des données, etc.) pourrait entraîner des répercussions sur d'autres étapes du processus de maintenance. La valeur ajoutée de la réalité augmentée identifiée sur des tâches sélectionnées doit être étendue aux autres tâches qui n'ont pas encore fait l'objet d'expérimentations.

Ces deux sections ont permis de confirmer la pertinence de la méthode d'implémentation de dispositifs de réalité augmentée et le choix de critères pour l'évaluation de la réalité augmentée avec les contraintes atelier, de mettre en œuvre des applications de réalité augmentée et de mesurer l'apport de la réalité augmentée pour l'assistance au démontage et à l'assemblage de sous-ensembles. La difficulté à réaliser des observations en quantité significative limite cependant le nombre des résultats expérimentaux exploitables actuellement. Les données mises en évidence et collectées sur le terrain apportent des premières réponses sur les cas traités mais permettent surtout de poursuivre vers l'étape suivante. La classification des tâches de maintenance à partir de l'exploitation des données collectées selon le modèle de données permettra de généraliser les observations à l'ensemble des activités de maintenance et de s'affranchir d'expérimentations supplémentaires. L'objectif est de se libérer des contraintes liées à la partie expérimentale pour déterminer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches inconnues, prédire la contribution aux nouveaux cas et de sélectionner les activités sur lesquelles il est plus pertinent de déployer la réalité augmentée.

4. Modèle et classification

4.1. Acquisition et préparation des données

Nous mettons en œuvre le processus de classification détaillé dans la partie 3 avec les données collectées lors des expérimentations sur les tâches de maintenance sélectionnées précédemment parmi les activités du processus de maintenance aéronautique. Ce processus de maintenance comprend une variété de tâches divisées en neuf grandes étapes regroupées en trois catégories « Assemblage », « Inspection » et « Réparation » (fig. 49).

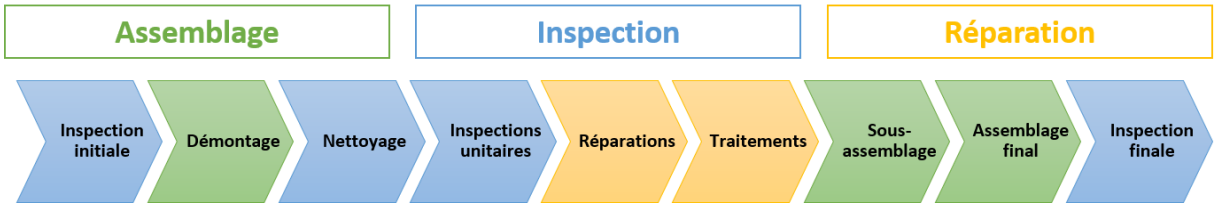


Figure 49 : Répartition des tâches dans le processus de maintenance aéronautique

Les tâches d'assemblage et de démontage sont des tâches structurées qui se prêtent bien à l'observation détaillée de nombreuses sous-tâches, au contraire des tâches d'inspection moins séquencées. Dans des proportions différentes, chacune de ces tâches d'assemblage consiste à observer l'équipement, à manipuler les pièces et les outils, et à recueillir des informations en fonction des instructions de la tâche (fig. 50).

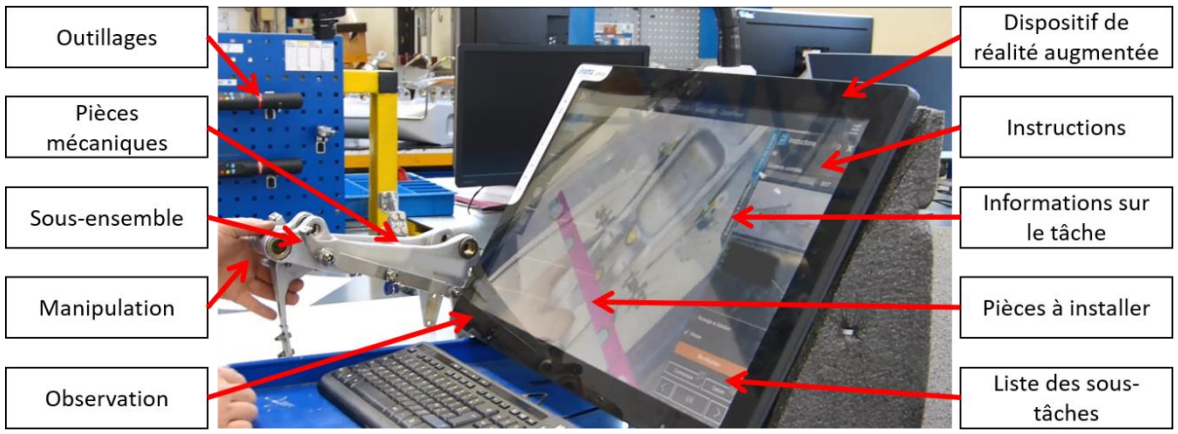


Figure 50 : Tâche de maintenance assistée par un dispositif de réalité augmentée lors d'expérimentations pour l'évaluation des bénéfices de la réalité augmentée

Il s'agit d'identifier les sous-équipements, les bonnes références et les positions des composants à installer, les éléments de fixation (boulon, supports de harnais ...) et de suivre les instructions d'installation (ordre de montage, couple à appliquer et produits à utiliser). Le jeu de données d'entrainement pour la classification est constitué des données recueillies sur ces tâches :

- Le démontage d'un sous-ensemble d'un équipement (section 4.2),
- L'assemblage de pièces sur un sous-ensemble d'un équipement (section 4.3).

L'échelle d'observation considérée pour la classification est la sous-tâche afin de collecter un nombre suffisant d'information à chaque observation. L'acquisition des données de chaque sous-tâche est réalisée en deux parties. La première partie des caractéristiques est relevée en amont, lors de l'analyse de la tâche (identification, données, objectif, actions), tandis que la deuxième est relevée lors du déroulement de la tâche en atelier (sujet, outillages, acteurs, environnement, mesures). Les mesures collectées sont les résultats des observations que nous avons réalisées lors des expérimentations des sections précédentes (section 4.2 et 4.3). Le seul critère observé à l'échelle des sous-tâches est le gain de temps en réalité augmentée. Nous utiliserons cette information pour attribuer une étiquette à chaque observation de sous-tâche pour préparer les données à l'entrainement des classifieurs.

Le jeu de données est construit par observation des différentes caractéristiques listées précédemment et structuré selon les catégories du modèle de représentation des tâches complexes (fig. 33). Chaque colonne correspond à une caractéristique et chaque ligne correspond à une observation collectée sur une sous-tâche lors des expérimentations (fig. 51).

	Données			Actions						Outillages				Acteurs			Environnement			Mesures		
Observations	FORMAT_INPUT	INFOS_INPUT	INFOS_COLLECT	ACTION_TYPE	ACTION_NB	DIFF_ACTION_NB	ACTION_SPEC	PART_IDENT	AREA_IDENT	SPEC_PRD	TOOL_TYPE	TOOL_NB	EXPERT_LEVEL	HAND_USE	PART_NB	EQUIP_SIZE	PART_SIZE_MIN	PART_SIZE_MAX	USER_PROFILE	QUALITY_GAIN	TIME_GAIN
	1	0	0	1	28	18	0	11	0	0	0	0	0	2	28	2	2	3	2	0	1
	1	0	0	1	6	0	1	6	1	1	1	1	1	2	5	2	2	3	2	0	0
	1	0	0	1	16	4	0	12	0	0	1	1	0	2	16	2	2	3	2	0	0
	1	0	0	1	32	21	0	24	0	0	0	0	0	2	32	2	2	3	2	0	0
	1	0	0	1	14	6	0	8	0	0	0	0	0	2	14	2	2	3	2	0	1
	1	0	0	1	13	8	0	5	0	0	0	0	0	2	13	2	2	3	2	0	0
	1	0	0	1	5	0	1	4	1	1	1	1	1	2	4	2	2	3	2	0	1
	1	0	0	1	9	1	0	9	0	0	0	0	0	2	10	2	2	3	2	0	0

Figure 51 : Extrait du jeu de données collecté avec identification des données

Afin de réduire les risques d'erreur et de suppression de certaines observations lors de l'étape de nettoyage des données, nous développons un formulaire de saisie des données collectées est relié à une base de données Access structurée selon le modèle de données (tableau 8). Cela facilite également l'intégration de la collecte de données dans l'environnement industriel. Nous extrayons ces données pour les traiter avec le langage de programmation Python. Nous avons sélectionné Python parmi d'autres langages adaptés à l'analyse des données (R, Julia ...) pour faciliter l'intégration de l'application dans l'environnement industriel. Nous utilisons Python 3.7 dans l'environnement de développement Spyder installé avec la solution de programmation scientifique Anaconda. Nous complétons l'installation avec une bibliothèque de manipulation de données Pandas (version 0.25.1) ainsi qu'une bibliothèque dédiée à l'apprentissage automatique Scikit-learn (version 0.22.1). Elles fournissent les outils nécessaires au traitement des données et à la construction du classifieur.

Grâce aux expérimentations sur le démontage et l'assemblage, nous constituons un jeu de données composé de 130 observations des 20 caractéristiques constituant le modèle de données représentatif des tâches de maintenance. Pour chaque observation, nous attribuons une valeur numérique aux différentes caractéristiques en fonction de leur valeur (tableau 8, colonne 3).

Pour tester l'hypothèse de la classification des tâches à partir des données collectées, nous réalisons une classification binaire. Pour effectuer des classifications plus détaillées (ex : pourcentage de gain cible), nous devrons collecter un nombre plus important de données afin d'obtenir des performances suffisantes sur les prédictions. Nous répartissons les observations en deux classes selon l'impact positif (étiquette = 1) ou négatif (étiquette = 0) de la réalité augmentée sur le temps de réalisation mesuré. Le jeu de données ainsi préparé est utilisable pour l'entrainement de classifieurs et l'évaluation de leurs performances.

4.2. Sélection des caractéristiques pertinentes

Nous avons construit le modèle de données à partir de la littérature et d'enquêtes terrain (partie 3, section 3.2, tableau 8). La liste des caractéristiques identifiées initialement est :

"Format_Input", "Infos_Input", "Infos_Collect,", "Action_Type", "Action_Nb", "Diff_Action_Nb", "Action_Spec", "Part_Ident", "Area_Ident", "Spec_Prd", "Tool_Type", "Tool_Nb", "Expert_Level", "Hand_Use", "Part_Nb", "Equip_Size" , "Part_Size_Min", "Part_Size_Max", "User_Profile ", "Quality_Gain", "Time_Gain"

Cela nous a permis d'établir une première liste des caractéristiques ayant un impact sur l'utilisation de la réalité augmentée à collecter lors des expérimentations. Cependant, des caractéristiques peuvent fournir des informations redondantes pour la classification. Cela réduit les performances d'entrainement des classificateurs et complexifie l'acquisition des données sur le terrain. Afin d'améliorer l'ensemble du processus de classification, nous sélectionnons les caractéristiques pertinentes à relever lors des futures expérimentations. Pour cela, nous prenons en compte le nombre de caractéristiques dans la liste, la catégorie de chaque caractéristique, la corrélation entre les caractéristiques, la quantité de nouvelles informations ajoutées à l'ensemble de données, l'impact sur les performances du classificateur et la difficulté d'acquisition des données dans le contexte industriel. Les outils d'aide à la sélection pour identifier la redondance des données sont la matrice de corrélation et l'ACP avec cercle de corrélation.

Nous réalisons l'analyse de corrélations entre les caractéristiques sur le jeu de données collecté sur le terrain avec le calcul de la matrice de corrélation entre ces données (fig. 52a). Le niveau de corrélation entre chaque caractéristique est indiqué par la valeur de corrélation correspondante dans la matrice. Nous fixons un seuil de corrélation élevée à 0,95 pour identifier les caractéristiques fortement corrélées. Deux caractéristiques sont considérées comme un groupe corrélé si leur valeur de corrélation est supérieure à 0,95 ou inférieure à -0,95. Nous obtenons ainsi trois groupes de caractéristiques fortement corrélées :

- "Format_input", "Infos_Input", "Infos_Collect", "Action_type", "Area_Ident", "Hand use", "Equip_size" et "Quality_gain",
- "Action_spec", "Spec_prd" et "Expert_level",
- "Tool_type" et "Tool_nb".

Dans chaque groupe, nous trions les caractéristiques en fonction de la difficulté d'acquisition des données lors des expérimentations selon le nombre d'étapes nécessaires pour collecter les données (Ne) et les risques d'erreurs (Re). La caractéristique la plus facile à collecter (Ne et Re les plus faibles) est sélectionnée pour représenter toutes les caractéristiques d'un groupe.

Le premier groupe est composé de huit caractéristiques corrélées. L'analyse approfondie des tâches met en avant les liens entre ces caractéristiques. Les petites pièces doivent être maintenues en position pendant les actions et manipulées pour l'installation sur des pièces plus grandes. Les grandes pièces ne peuvent pas être manipulées à la main et sont contrôlées (observation) après l'installation des petites pièces. Cela explique le lien de corrélation entre

"Hand_use", le nombre de mains libres nécessaires pendant la tâche, "Equip_size", la taille de l'équipement sur lequel la tâche doit être exécutée, qui est due à la caractéristique, et "Action_type", le type d'action requise sur l'équipement (manipulation ou observation). Pour représenter le groupe, nous sélectionnons la caractéristique "Hand_use" qui est la plus facile à collecter sans risque d'erreur (Ne = 3, Re = 0). Les étapes sont d'acquérir la documentation, parcourir les instructions et noter les besoins en manipulation de pièces.

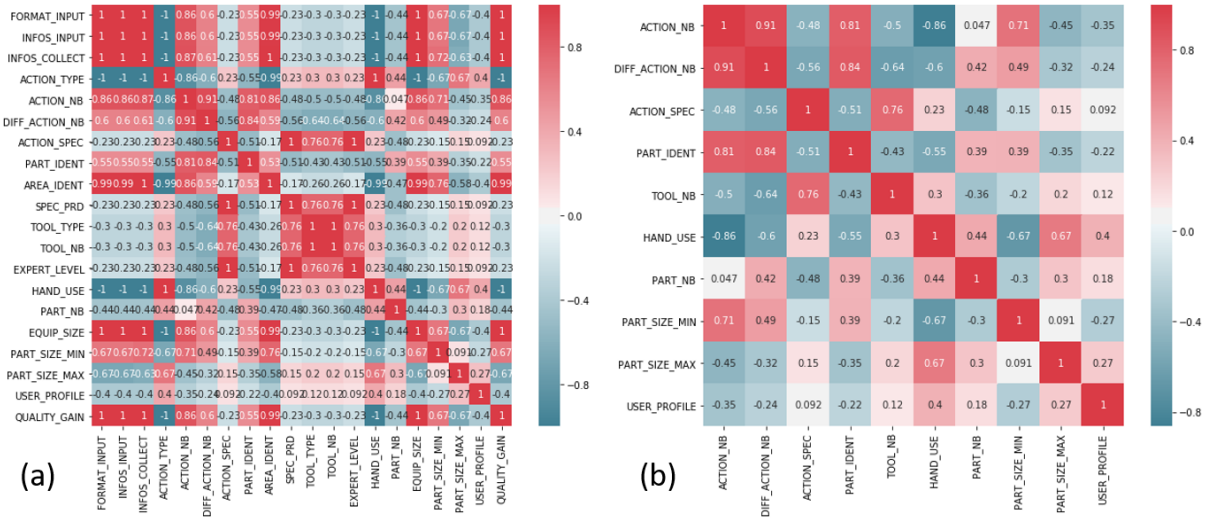


Figure 52 : Matrice de corrélation entre les caractéristiques basées sur l'ensemble de données acquise (a) avant et (b) après réduction du nombre de caractéristiques

Le deuxième groupe de caractéristiques corrélées est composé de "Action_spec", le nombre d'actions spéciales, "Spec_prd", le nombre de produits supplémentaires utilisés, et "Expert_level", le niveau requis pour effectuer la tâche. L'analyse des instructions montre que les actions nécessitant une expertise opérateur sont toujours des actions spéciales qui requièrent l'utilisation d'un produit spécial. Ces actions spéciales sont identifiées dans la documentation en raison de leur nature (Ne = 3, Re = 0). Les autres caractéristiques nécessitent une étude plus approfondie de la documentation relative à la tâche et peuvent être source d'erreurs (Ne > 3, Re = 1). La caractéristique sélectionnée pour représenter le groupe est donc "Action_spec".

Le troisième groupe est composé de "Tool_type", le type d'outils utilisés et de "Tool_nb", le nombre d'outils utilisés. L'analyse des tâches montre que les outils simples sont utilisés seuls, et que les outils complexes sont utilisés en combinaison avec d'autres outils. Le nombre d'outils est directement accessible dans la documentation (Ne = 3, Re = 0) contrairement au type d'outil qui doit être évalué à l'aide d'une documentation complémentaire et des numéros d'identification de ces outils (Ne = 7, Re = 1). La sélectionnée pour représenter le groupe est "Tool_nb".

La liste des caractéristiques sélectionnées est donc "Action_Nb", "Diff_Action_Nb", "Action_Spec", "Part_Ident", "Tool_Nb", "Hand_use", "Part_Nb", "Part_Size_Min", "Part_Size_Max" et "User_Profile" (tableau 13). Nous calculons une nouvelle matrice de corrélation avec uniquement les caractéristiques sélectionnées pour confirmer cette sélection (fig. 52b). Nous n'observons plus de corrélations supérieures à 0,95 ou inférieures à -0,95.

Categories	Features	Values	Details	Selection
Actions	Number of Actions	Integer	Enter the number of actions	Selected
	Number of Identical Actions	Integer	Enter the number of identical actions	Selected
	Special Actions	Boolean	Common action	Selected
			Special action	
	Number of Parts to Find	Integer	Enter the number of parts to identify	Selected
Tools	Number of Tools	Integer	Enter the number of Tools	Selected
Worker	Use of Hands	3 classes [0;1;2]	No use of hand	Selected
			Use of one hand	
			Use of both hands	
	Number of Parts to Manipulate	Integer	Enter the number of parts to manipulate	Selected
Equipment	Min Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	No manipulation in this task	Selected
			XS (can be hold in one hand)	
			S (part is manipulable with one hand)	
			M (part is manipulable with two hands)	
			L (movements of the user are needed)	
			XL (large movement are needed)	
	Max Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	No manipulation in this task	Selected
			XS (can be hold in one hand)	
			S (part is manipulable with one hand)	
			M (part is manipulable with two hands)	
			L (movements of the user are needed)	
			XL (large movement are needed)	
Observation	User Level of Expertise	3 classes [0;1;2]	Beginner	Selected
			Confirmed / Intermediate	
			Expert	
	Time Gain	Integer	Total time gain on the subtask	Target Value

Tableau 13 : Synthèse des caractéristiques du modèles sélectionnées à la suite de l'analyse des corrélations sur le jeu de données collecté lors des expérimentations

Pour obtenir plus d'informations sur l'importance de chaque caractéristique dans le processus de classification nous réalisons une analyse en composantes principales. Elle permet d'identifier les redondances sur les informations apportées par les caractéristiques du jeu de données. A partir de cette analyse, nous traçons un cercle de corrélation qui représente l'apport de chaque caractéristique aux composantes principales (fig. 53). Les deux composantes représentent à elles seules 70 % des informations contenues dans le jeu de données (48% pour PC-0 et 22% pour PC-1). Les caractéristiques sont réparties dans l'espace en fonction de leur influence sur chacune. Le cercle de corrélation ne montre pas de chevauchement complet des dix caractéristiques sélectionnées précédemment ce qui signifie qu'elles contribuent toutes en apportant des informations différentes aux composantes principales. La plupart des caractéristiques contribuent significativement aux deux composantes principales. Seules les composantes "Part_Ident" et "Diff_Action_Nb" n'influencent que PC-0.

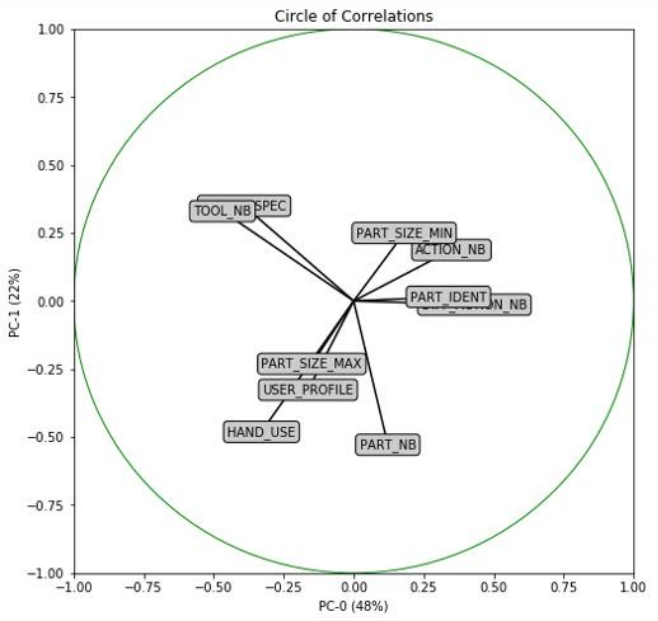


Figure 53 : Cercle de corrélation présentant l'importance des caractéristiques pour les principales composantes de l'analyse en composantes principales

Certaines caractéristiques se situent à peu près à la même position dans le cercle ce qui signifie qu'elles apportent des informations très similaires. C'est le cas de "Tool_Nb" et "Special_Action", ou encore de "Part_Ident" et "Diff_Action_Nb". Cependant, la définition de ces caractéristiques indique qu'il n'y a pas de lien direct entre elles. La similarité de la contribution est due au faible nombre d'observations qui crée des redondances entre les informations de caractéristiques non corrélées. Cela souligne la nécessité de collecter un jeu de données plus large afin de mieux distinguer les différences entre les caractéristiques.

La sélection des caractéristiques facilite la collecte de données sur le terrain et augmente ainsi les opportunités futures d'enrichir la base de données initiale. Cet avantage est quantifiable avec le nombre total d'étapes nécessaires pour collecter toutes les données (T_{Ne}) et le nombre total de risques d'erreurs lors de la collecte de données complexes (T_{Re}). En considérant toutes les caractéristiques (20), il y a 70% de risques de commettre des erreurs lors de la collecte des données (T_{Ne} = 85 et T_{Re} = 14). Avec les caractéristiques sélectionnées (10), le risque d'erreurs chute à environ 25% (T_{Ne} = 39 et T_{Re} = 5). Seule la moitié des caractéristiques est prise en compte et les caractéristiques sélectionnées sont celles qui présentent le moins de risques d'erreurs et le moins d'étapes parmi leur groupe de corrélation. Ainsi, le nombre total d'étapes nécessaires pour collecter les données est divisé par 2,1 et le risque est divisé par 2,8. Cela induit une réduction du temps nécessaire pour éviter les erreurs et réduit donc considérablement le temps nécessaire pour collecter les données sur le terrain.

Toutes les tâches de cette étude ont été observées dans les mêmes conditions pour ces catégories. La catégorie « Données » est supprimée car toutes ses caractéristiques sont corrélées à d'autres caractéristiques dans les catégories d'actions, d'opérateur et d'équipements. La catégorie « Outils » est réduite à une caractéristique unique qui est le nombre d'outils impliqués, car des précisions supplémentaires n'apportent pas de nouvelles informations. Les autres catégories sont simplifiées pour supprimer les redondances. Cette nouvelle liste sera utilisable pour faciliter l'acquisition de données lors des déploiements et la constitution d'un meilleur jeu de données (moins de caractéristiques, plus d'observations) pour compléter la mise en œuvre du processus de classification et obtenir de bonnes performances en prédiction.

4.3. Utilisation du modèle

Le modèle de données représentant les caractéristiques des tâches de maintenance permet de les décrire comme des ensembles de données utilisables par les algorithmes pour le processus de classification. Nous présentons ici un exemple de son utilisation sur la sous-tâche d'assemblage 01 « Installation et assemblage des supports C-01 et C-02 » (fig. 54) :

- Installez les supports C-01 et C-02 avec les boulons C-04 (x4) et les rondelles C-03 (x4).
- Installez les cales C-05 (x2) avec les vis C-06 (x4), les rondelles C-07 (x4) et les écrous C-08 (x4).

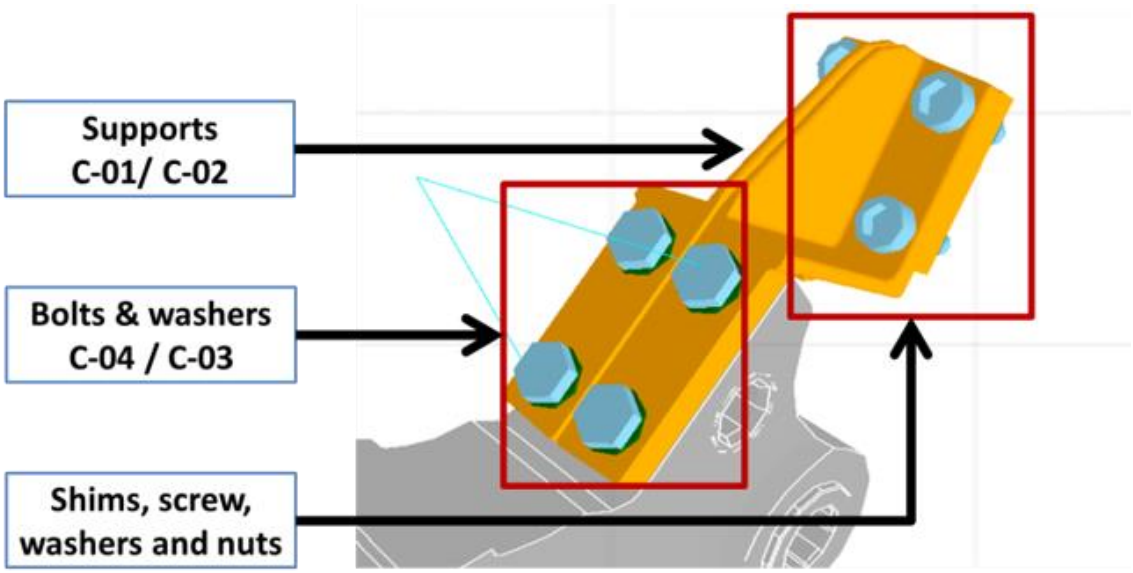


Figure 54 : Modèle 3D représentant l'état final du sous-ensemble de la tâche 01

L'information sur la tâche est dispersée dans les différents documents nécessaires à la réalisation de cette sous-tâche (manuel de maintenance, liste des pièces de l'équipement, tables de

correspondance entre la liste et les instructions, image globale de l'équipement, liste d'instructions pour les tâches courantes (ex : couple à appliquer), liste d'outils à utiliser). Les autres informations dépendantes de l'exécution de la tâche sont à collecter dans l'atelier. Avec le modèle, chaque caractéristique clé de la sous-tâche est représenté par sa valeur.

La sélection des caractéristiques nous a permis d'identifier les caractéristiques essentielles pour représenter les tâches de maintenance complexes (tableau 13) parmi l'ensemble des caractéristiques listées initialement (tableau 8). Nous pouvons ainsi exprimer une tâche à partir d'un jeu de données restreint pour l'utilisation dans le processus de classification (tableau 14).

Categories	Features	Values	Details	Installation C-01 & C-02
Actions	Number of Actions	Integer	Enter the number of actions	24
	Number of Identical Actions	Integer	Enter the number of identical actions	14
	Special Actions	Boolean	Common action	0
			~~Special action~~	
	Number of Parts to Find	Integer	Enter the number of parts to identify	9
Tools	Number of Tools	Integer	Enter the number of Tools	0
Worker	Use of Hands	3 classes [0;1;2]	~~No use of hand~~	2
			~~Use of one hand~~	
			Use of both hands	
	Number of Parts to Manipulate	Integer	Enter the number of parts to manipulate	24
Equipment	Min Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	~~No manipulation in this task~~	2
			~~XS (can be held in one hand)~~	
			S (part is manipulable with one hand)	
			~~M (part is manipulable with two hands)~~	
			~~L (movement of the user are needed)~~	
			~~XL (large movement are needed)~~	
	Max Size of Manipulated Parts	6 classes [0;1;2;3;4;5]	~~No manipulation in this task~~	3
			~~XS (can be held in one hand)~~	
			~~S (part is manipulable with one hand)~~	
			M (part is manipulable with two hands)	
			~~L (movement of the user are needed)~~	
			~~XL (large movement are needed)~~	
Observation	User Level of Expertise	3 classes [0;1;2]	~~Beginner~~	2
			~~Confirmed / Intermediate~~	
			Expert	
	Time Gain	Integer	Total time gain on the subtask	Target Value

Tableau 14 : Affectation des valeurs du modèle pour l'installation des supports C-01 & C-02

La sous-tâche consiste à installer 24 petites pièces (mais seulement 9 références) sur un équipement moyen C-00 sans outils par un expert de la tâche. L'installation des supports C-01 et C-02 consiste en 7 actions uniques et 5 répétitions d'actions (pour les boulons et les vis). La tâche est représentée par le vecteur de valeurs unique S01 = [24,14,0,9,0,2,24,2,3,2].

Ce vecteur permet d'intégrer la tâche dans le processus de classification. Il décrit la nature de la tâche aux algorithmes de classification qui peuvent ainsi la comparer à d'autres tâches. Il sera ainsi possible de prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur cette tâche après traitement des données. Si des expérimentations sont menées sur cette tâche, les observations de la cible (gain de temps avec la réalité augmentée) serviront à enrichir le modèle.

4.4. Entrainement et évaluation des classifieurs

Nous mettons en œuvre le processus de classification détaillé précédemment (fig. 34) avec les outils à disposition dans la bibliothèque Python Scikit-Learn. Elle permet de déployer et de personnaliser un large éventail d'algorithmes de classification (tableau 5). Nous testons les différents types de classifieurs afin d'identifier ceux qui sont les plus adaptés pour l'exploitation de notre jeu de données. Pour cela, nous utilisons la méthode de validation croisée en 5 parties (fig. 22) adaptée aux jeux de données de petite taille avec la mesure du F-score moyen (eq. 3).

Chaque classificateur possède des paramètres réglables qui peuvent modifier les performances de l'algorithme. Nous réalisons une évaluation des classifieurs en deux parties (tableau 15) :

- Evaluation des paramètres de chaque type de classifieur pour identifier les meilleurs paramètres sur le jeu de données,
- Comparaison des performances des types de classifieurs réglés avec les meilleurs paramètres identifiés.

Les choix de paramètres pour l'entrainement des classifieurs mettent en avant l'impact bénéfique de la normalisation des données d'entrée et de l'utilisation de l'ACP lors de la préparation du jeu de données sur les performances des classifieurs.

Parmi tous les algorithmes de classification disponibles, ceux qui obtiennent les meilleures performances (moyenne la plus élevée, variation la plus faible) sont le classifieur à vecteur de support (SVM) avec noyau RBF et le réseau de neurones (NN) avec fonction d'activation d'unité linéaire rectifiée, solveur de descente de gradient stochastique et paramètre de pénalité de 0,0001. Cependant, les F-scores obtenus en validation croisée présentent des variations importantes ce qui témoigne de performances inégales entre les jeux de données.

Ces résultats sont attendus en raison du faible nombre d'observations dans le jeu de données d'entrainement et du nombre élevé de caractéristiques prises en compte pour cette évaluation (130 observations pour 20 caractéristiques). La comparaison des scores f1 permet d'identifier les meilleurs paramètres pour chaque type de classificateurs. Il est nécessaire d'augmenter le nombre d'observations utilisées pour améliorer leurs performances. Les jeux de données d'entrainement et de test créés à partir du jeu de données initial par la méthode de validation croisée ne sont pas équivalents. Cela occasionne un écart non négligeable entre les performances des classifieurs entrainés lors de l'évaluation par validation croisée. Avoir plus

d'observations permettrait de d'obtenir des jeux de données similaires pour l'évaluation et ainsi de réduire la variabilité des résultats observés sur les performances de la classification. De plus, avoir des jeux de données d'entrainement plus importants permettrait d'améliorer le F-score moyen des algorithmes entrainés. Un algorithme de prédiction efficace à la fois en précision et en rappel doit obtenir un F-score supérieur à 0.7 pour réaliser des prédictions fiables et tendre au maximum vers 0.9/1 pour tendre vers des performances suffisantes pour exploiter le modèle. Ce n'est pas le cas dans toutes les itérations d'évaluation avec le jeu de données actuel.

	F-score moyen en validation croisée 5 parties	
Classifieur	Performances min	Performances max
Vecteurs de support	0.514 (+/- 0.200)	0.721 (+/- 0.136)
k plus proches voisins	0.586 (+/- 0.251)	0.672 (+/- 0.198)
Arbre de décision	0.493 (+/- 0.208)	0.627 (+/- 0.216)
Forêt aléatoire	0.569 (+/- 0.267)	0.645 (+/- 0.221)
Réseau de neurones	0.607 (+/- 0.245)	0.724 (+/- 0.133)
Processus gaussien	0.679 (+/- 0.192)	0.679 (+/- 0.192)
Réseau bayésien naïf	0.585 (+/- 0.226)	0.585 (+/- 0.226)

Tableau 15 : Résultats de l'évaluation des performances des algorithmes de classification avec différents paramètres sur l'ensemble de données traitées

Les performances de classification obtenues avec l'évaluation par validation croisée des différents classifieurs permettent d'évaluer la modélisation des tâches de maintenance complexe réalisée avec ces travaux. Le modèle de données, construit dans la partie précédente sur la base des outils existants et de l'analyse de tâches sur le terrain, est optimisé par l'usage d'outils d'analyse de corrélations sur les observations réalisées lors des expérimentations d'évaluation de la valeur ajoutée de la réalité augmentée.

Nous obtenons ainsi un modèle permettant de représenter une tâche par un vecteur de valeur unique à chaque tâche (différentes tâches sont représentées par deux vecteurs différents en fonction de leurs caractéristiques). Celui-ci est exploitable par le processus de classification mise en place pour déterminer la classe d'une observation, et ainsi prédire la valeur ajoutée de la réalité augmentée associée à cette tâche. Bien que le modèle permette d'effectuer les prédictions recherchées, il est nécessaire de l'alimenter avec un volume de données plus important pour en accroitre les performances, obtenir des prédictions plus précises et plus fiables, et procéder à la validation du modèle au travers des études de terrain.

5. Synthèse des travaux d'évaluation

Les travaux réalisés dans cette partie nous permettent de franchir une étape pour lever le verrou scientifique qui porte sur la confirmation de la sélection des méthodes d'évaluation de la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance industrielle complexe.

Nous réalisons des expérimentations sur des tâches de démontage en conditions laboratoire et d'assemblage en conditions réelles en atelier qui nous permettent de mesurer la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes (QR 2.3). Ainsi nous mettons en œuvre et confirmons la pertinence de la méthodologie de déploiement de dispositif de réalité augmentée en atelier établie en phase 1 (partie 2) et la sélection des critères d'évaluation réalisée lors de la phase 2 (fig. 25, fig. 27, partie 3). Nous distinguons trois différents profils d'utilisateurs pour analyser les résultats. Nous observons que les « Débutants » attribuent un score d'usabilité plus élevé à la réalité augmentée qu'aux supports papier classiques (88.8 points contre 35,5 points au démontage / 64 points contre 24 points à l'assemblage). L'usabilité est notée plus faible sur la tâche réalisée en atelier avec l'ensemble des contraintes industrielles. L'interaction plus aisée avec les informations de travail réduit la charge cognitive liée à la tâche, aussi bien pour les « Débutants » (43,52 à 34) que les profils « Avancés & Experts » (28 à 22). Cet impact au niveau des utilisateurs se traduit par un gain de temps sur la réalisation des tâches. A l'assemblage, Les opérateurs « Experts » qui ont l'habitude de réaliser la tâche sont peu impactés (2%), mais les profils « Avancés » obtiennent le gain le plus important (11% contre 7% pour les « Débutants »). Ce gain est obtenu principalement par réduction du temps de compréhension des instructions (61% au démontage et 30% à l'assemblage) ce qui confirme l'intérêt de la réalité augmentée pour faciliter l'accès, la compréhension et la transposition des instructions dans un environnement de maintenance complexe, notamment pour les profils « Avancés » qui savent quelles informations rechercher.

Lors de ces expérimentations, nous collectons les données selon le modèle de données établi dans la phase 2 (fig. 33, tableau 8) afin de le tester, d'entrainer et d'évaluer des algorithmes de classification pour la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée. Le processus est construit en Python (environnement Anaconda), augmenté des bibliothèques Pandas et Scikit-learn. Nous exploitons ces données au travers du processus de classification pour réaliser de premières évaluations de performances de classifieurs et sélectionner les choix de traitement de

ces données qui permettent d'atteindre les meilleures performances (QR 3.2). Avec cela, nous sélectionnons les options de traitement des données adéquates pour préparer la classification (nettoyage, normalisation, ACP). Nous évaluons les performances des différents types de classifieurs disponibles afin de définir les meilleurs paramètres pour chacun et d'identifier les types de classifieurs les mieux adaptés aux données utilisées (tableau 11). Les classifieur à vecteur de support (SVM, f-score : 0.721 (+/- 0.136)) et réseau de neurones (NN, f-score : 0.724 (+/- 0.133)) semble les plus prometteurs. Cependant, les performances présentent des variations importantes en fonction des jeux de données d'entrainement et de test utilisés (méthode de validation croisée). Pour fiabiliser les performances des classifieurs, nous poursuivons les expérimentations afin de collecter un nombre d'observations plus conséquent.

Nous utilisons les outils disponibles pour identifier les redondances entre les données collectées vis-à-vis des algorithmes de classification pour sélectionner uniquement les caractéristiques du modèle pertinentes pour entrainer les classifieurs à réaliser les prédiction (QR 3.3, tableau 13). Nous avons analysé les corrélations (matrice de corrélation (seuil 0.95) et ACP avec cercle de corrélation) entre les valeurs des observations et évalué la difficulté de collecte de ces données pour sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes tout en minimisant l'impact de la collecte de données sur le processus de maintenance (risque d'erreur divisé par 2,8, gain de temps supérieur à 50%). La répartition dans les composantes principales garantit que toutes les caractéristiques restantes apportent des informations essentielles pour la formation du classificateur. Ainsi, une tâche est décrite comme un unique vecteur composé des valeurs de "Action_Nb", "Diff_Action_Nb", "Action_Spec", "Part_Ident", "Tool_Nb", "Hand_use", "Part_Nb", "Part_Size_Min", "Part_Size_Max" et "User_Profile" (exemple fig. 54).

Au départ, il n'existait pas de modèle de tâches de maintenance complexes permettant de constituer un jeu de données pour l'entrainement de classifieurs dans la littérature. En outre, le contexte industriel impose des contraintes qui rendent difficile et coûteuse la collecte de données lors des déploiements. Le modèle que nous avons développé et optimisé dans cette partie des travaux permet de réduire le nombre total de caractéristiques à observer et de se concentrer sur les plus pratiques à acquérir sur le terrain. Cela facilite l'intégration de l'acquisition de données dans les processus industriels (plus rapide, moins de risques de mesures non valides). Nous pouvons utiliser ce modèle optimisé pour guider l'acquisition de données lors de déploiements et d'expérimentations ultérieures afin d'alimenter l'apprentissage des outils de classification mis en place au cours de ces travaux.

Conclusion

Synthèse des contributions

Rappel du contexte

Les travaux de thèse présentés dans ce document portent sur la mise en œuvre de dispositifs de réalité augmentée en milieu industriel pour l'assistance aux opérateurs lors de la réalisation de tâches de maintenance complexes. Ce sujet est né d'un constat sur le faible nombre d'applications de réalité augmentée déployées à l'échelle industrielle dans ce secteur par rapport à d'autres secteurs comme la production malgré la présence de preuves de concept permettant d'estimer un intérêt important de l'usage de la technologie sur ce type d'activités.

Il apparait que les activités de maintenance complexes se prêtent bien à l'usage de la réalité augmentée mais que peu d'entreprises parviennent à déployer la technologie dans leurs ateliers. Les activités de maintenance aéronautique sont complexes à réaliser par les opérateurs (produits de haute technologie, multitude de configurations, procédures rigoureuses). La faible fréquence de passage de chaque équipement implique qu'il n'est pas possible d'apprendre par cœur l'ensemble des informations essentielles sur chaque équipement. Il est nécessaire d'utiliser un support d'informations pour effectuer la maintenance des équipements. La longue durée de vie des équipements implique un usage du format papier et des plans 2D établis comme supports de référence à l'époque de la conception des équipements. L'ensemble de ces facteurs engendre une forte complexité dans l'organisation, la création, l'exploitation et la révision de ces documentations de référence. L'évolution du secteur fait émerger un besoin d'accompagner les opérateurs lors de la réalisation de ces tâches (volume de produits croissant, départs des experts, formation des débutants). Il résulte de cette situation du secteur de la maintenance aéronautique un besoin de mettre en œuvre un support de travail à la fois suffisamment complet pour apporter l'ensemble des informations nécessaires à chaque tâche de maintenance et suffisamment accessible d'utilisation pour être pris en main et exploité aisément par les différents profils d'opérateurs en atelier. Le développement de la réalité augmentée dans l'industrie est une opportunité de prolonger l'usage du numérique jusqu'aux activités de maintenance pour faciliter le travail des opérateurs.

La réalité augmentée est une technologie numérique pertinente pour faciliter les interactions avec des données de travail (visualisation 2D/3D, saisie & capture vidéo, traitement temps réel). La technologie se positionne comme interface entre son utilisateur, une situation dans le monde physique et des données relatives à cette situation dans le monde numérique. La réalité

augmentée est un outil d'assistance cognitive de l'utilisateur. L'accès aux bonnes informations, au bon moment et au bon endroit facilite l'exploitation de ces informations. Le filtrage en fonction du contexte, les interactions possibles et l'affichage en trois dimensions rend ces données à la fois complètes et très accessibles. Selon le point de vue des fonctionnalités liées à l'usage de la réalité augmentée, la technologie semble être un outil idéal pour répondre aux besoins de simplification des tâches de maintenance complexes. Cependant, l'état de l'art met en évidence le besoin de démontrer la viabilité (faisabilité technique mais surtout intérêt de l'usage) de la réalité augmentée pour l'assistance sur des tâches complexes précises afin de permettre son déploiement industriel. Les différences de contexte, de problématique et de contenu nécessaire par rapport à d'autres activités telles que la production limitent les possibilités de comparaison. Du point de vue des acteurs concernés par le déploiement de la technologie, les résultats observés dans ces autres activités ne peuvent être transposés directement à l'activité de maintenance.

Objectif des travaux

Pour résoudre ce problème, nous devons déterminer comment évaluer la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes. La différence entre l'intérêt estimé par rapport à d'autres activités et l'intérêt confirmé par l'usage sur l'activité de maintenance est un facteur clé dans le déploiement de la réalité augmentée. Ainsi la problématique explorée par les travaux est la suivante :

Comment démontrer la valeur ajoutée de la réalité augmentée pour des activités industrielles de maintenance complexes pour permettre, accompagner et justifier son déploiement ?

Nous organisons les travaux selon trois axes (Méthodologie d'implémentation, Critères d'évaluation et Caractérisation des tâches, fig. 1) qui nécessitent d'étudier l'intégration actuelle de la réalité augmentée dans l'industrie, les méthodes d'évaluation disponibles, l'activité de maintenance aéronautique, la modélisation de tâches et le processus de classification supervisée. Les travaux réalisés pour adresser le sujet de l'utilisation de la réalité augmentée pour la maintenance complexe aboutissent à la mise en place d'une méthodologie pour l'implémentation de la technologie dans les ateliers, d'expérimentations sur le terrain pour évaluer l'impact sur certaines activités de maintenance, et d'un modèle de classification pour généraliser les résultats à l'ensemble des tâches de maintenance. La première étape consiste à définir comment le déploiement d'une solution de réalité augmentée est faisable dans ce

contexte. La deuxième étape consiste à définir comment évaluer l'intérêt de la technologie et mettre cela en œuvre expérimentalement dans le but d'acquérir une base de connaissances spécifiques à certaines tâches étudiées. La troisième étape consiste à classifier les données collectées pour étendre ces résultats à des connaissances générales applicables à l'ensemble des tâches de maintenance complexes.

Axe 1 – Etude préliminaire

Les travaux industriels préliminaires (axe 1, fig. 1) répondent aux questions industrielles (QI) en définissant comment déployer correctement une solution de réalité augmentée sur une tâche de maintenance en atelier pour des opérateurs. Nous avons ainsi établi des éléments permettant de guider le déploiement de dispositifs de réalité augmentée pour mettre en place les expérimentations d'évaluation des critères sélectionnés et du modèle de données établi pour la classification. La méthodologie d'implémentation de la réalité augmentée :

- Adresse les besoins métiers en intégrant les dimensions Utilisateur, Usage et Technologie (fig. 29, QI 1.1.),
- Décompose la création de contenu en étapes clés (fig. 30) pour mettre en place une application adaptée à l'assistance sur des tâches de maintenance complexes en tenant compte des besoins utilisateurs et des technologies disponibles pour faciliter son intégration (QI 1.2.),
- Détaille le processus de projet pilote industriel (fig. 31) permettant d'implémenter un dispositif de réalité augmentée dans un secteur industriel complexe tel que celui de la maintenance aéronautique (QI 1.3.).

La méthodologie permet d'implémenter un dispositif de réalité augmentée dans l'atelier sans perturbation des processus existants et d'évaluer son intégration au niveau du métier et des utilisateurs pour statuer sur l'intérêt de l'utilisation de la réalité augmentée sur la tâche sélectionnée. Selon les résultats observés, le dispositif peut alors être dupliqué pour généraliser son utilisation à l'ensemble des ateliers amenés à réaliser la tâche concernée. Les données collectées pourront également être exploitées pour généraliser ces résultats.

Axe 2 – Critère d'évaluation

L'axe de travail 2 (Critères d'évaluation, fig. 1) se focalise sur deux aspects pour la mise en place de la collecte de données sur le terrain. D'une part, l'identification et la sélection de

critères d'évaluation sur la base des critères utilisés dans la littérature et des contraintes liées à l'environnement industriel. D'autre part, la sélection des tâches et dispositifs de réalité augmentée pour mettre en œuvre la méthode d'implémentation établie précédemment. A la suite de cela, nous évaluons la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur des tâches de démontage en conditions de laboratoire et d'assemblage en conditions réelles en atelier afin de collecter des données pour l'évaluation des critères et du modèle. Elle adresse les questions de recherche suivantes :

- QR 2.1. Comment évaluer en atelier la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance complexes ?
- QR 2.2 Quels dispositifs de réalité augmentée implémenter pour l'assistance aux tâches de maintenance complexes ?
- QR 2.3 Quelle est la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes ?

L'étude des travaux relatifs à l'évaluation de la réalité augmentée et des moyens d'évaluation de la performance des activités de maintenance complexes a mené à la sélection de critères d'évaluation pertinents à la fois vis-à-vis de la technologie, des métiers et des utilisateurs (QR 2.1). Ces critères d'évaluation se devaient d'être peu intrusifs pour être observables en atelier sans impacter trop fortement le processus de maintenance et l'acceptation des utilisateurs. Ils devaient également être identifiables à l'échelle d'une tâche pour pouvoir statuer rapidement sur l'intérêt de la technologie sur la tâche dans le cadre d'un projet de déploiement. Nous sélectionnons la méthode d'évaluation par comparaison avec le support de travail existant selon les critères d'évaluation suivants :

- Le temps de compréhension des instructions et le temps d'action pour une sous-tâche,
- Le nombre d'erreurs réalisées (lorsque des erreurs sont possibles sur la tâche),
- La charge cognitive liée à la réalisation de la tâche (score au questionnaire TLX),
- L'usabilité du support de travail (score au questionnaire SUS).

Nous déterminons comment sélectionner les tâches de maintenance, les logiciels et les matériels à déployer pour la réalisation d'expérimentations sur l'assistance aux tâches de maintenance complexes (QR 2.2). L'analyse des contraintes et opportunités d'utilisation de la réalité augmentée en atelier nous conduisent à cibler le déploiement d'une solution de réalité augmentée par reconnaissance des modèles 3D, ne nécessitant pas de développement (création

de contenu 3D uniquement, fig. 39), utilisée au travers d'une station de travail mobile équipée d'un écran tactile et d'une caméra sur bras articulé (fig. 40), sur des tâches d'assemblage et de démontages regroupant plusieurs sous-tâches complexes sur un même équipement. Cette solution est la plus pertinente pour l'intégration à l'environnement industriel physique (installation en atelier) et numérique (création de contenu, accès au scénario RA). Ces choix sont intégrés aux éléments de méthodologies pour guider les industriels lors de l'implantation et du déploiement de solutions de réalité augmentée.

L'utilisation de la méthode d'implémentation de solutions de réalité augmentée et des critères d'évaluation en atelier a permis de mener plusieurs expérimentations pour observer l'impact de l'assistance cognitive fournie par la réalité augmentée sur la performance et le ressenti des opérateurs lors de la réalisation de tâches de maintenance aéronautique. Les résultats de ces premières expérimentations mettent en évidence un intérêt à utiliser les solutions de réalité augmentée sur des tâches de démontage en conditions laboratoire et d'assemblage en conditions réelles en atelier qui nous permettent de mesurer la valeur ajoutée réelle de la réalité augmentée sur des tâches complexes de maintenance complexes (QR 2.3). Leur rôle était également d'évaluer la méthodologie d'implémentation de dispositif de réalité augmentée en atelier établie en partie 2 et la sélection des critères d'évaluation réalisée en partie 3 (fig. 25, fig. 27). Les profils observés mettent en avant différents résultats. Les « Débutants » considère la réalité augmentée plus pratique à utiliser que les supports papier classiques (88.8 points contre 35,5 points au démontage / 64 points contre 24 points à l'assemblage sur le questionnaire SUS), et notamment sur la tâche réalisée en atelier avec la charge des contraintes industrielles. Cette facilitation des interactions avec le support de travail réduit la charge cognitive liée à la tâche pour les trois profils d'opérateurs (de 44 à 34 pour les « Débutants », de 28 à 22 pour les « Avancés & Experts »). Cela entraine un gain de temps sur la réalisation des tâches par la réduction du temps de compréhension des instructions (61% au démontage et 30% à l'assemblage). L'impact le plus important est observé sur les profils « Avancés » (11% contre 7% pour les « Débutants ») mais il est négligeable pour les opérateurs « Experts » (2%). Les profils « Avancés » savent quelles informations rechercher et ne connaissent pas le produit dans ses moindres détails au contraire des « Experts ». Ces résultats confirment l'intérêt de la réalité augmentée pour faciliter l'accès, la compréhension et la transposition des instructions dans un environnement de maintenance complexe. L'intérêt à l'usage est moindre pour les profils experts qui connaissent parfaitement la tâche observée. La technologie sera cependant utile pour signaler et mettre en évidence les mises à jour des instructions de travail pour ce profil

d’opérateur. Cela devrait générer un gain de qualité à long terme difficilement observable actuellement.

Les expérimentations réalisées mettent également en lumière certaines limites à l’évaluation de l’impact de la réalité augmentée sur les tâches de maintenance aéronautique. Les expérimentations fournissent des premiers résultats sur la pertinence de la réalité augmentée pour la maintenance qui restent cependant spécifiques aux tâches observées. La faible fréquence de passage d’équipements de la même famille de produits en maintenance limite le volume d’observations réalisables sur un temps donné et restreint le nombre de résultats utilisables pour valider l’intérêt de la technologie. Augmenter le volume d’observation nécessiterait de mobiliser plus de ressources pour, soit poursuivre les expérimentations sur une très longue durée, soit déployer la technologie sur plus de tâches sans avoir la certitude d’y observer un bénéfice. De tels investissements nécessitent de mettre en place des outils supplémentaires pour évaluer l’impact de la technologie en amont du déploiement sur ces nouvelles tâches et convaincre de l’intérêt de tels déploiement.

Axe 3 – Caractérisation des tâches

L’axe de travail 3 (Caractérisation des tâches de maintenance, fig. 1) concerne dans un premier temps la construction du modèle de données à partir des techniques de description de tâches industrielles, de l’identification de caractéristiques liées à l’usage de la réalité augmentée, des critères d’évaluation et des besoins associés au processus de classification. Dans un deuxième temps, il s’agit d’intégrer des données collectées expérimentalement au modèle afin de l’évaluer. L’exploitation des données au travers du processus de classification permet de sélectionner les options de traitement de données et les algorithmes de classification pour atteindre les meilleures performances de prédiction. Ces données permettent d’optimiser le modèle de données en identifiant les caractéristiques les plus pertinentes pour la classification. Elle porte sur les questions de recherche suivantes :

- QR 3.1. Comment structurer un modèle de données pour représenter des activités de maintenance assistées par la réalité augmentée ?
- QR 3.2. Comment traiter ces données pour optimiser les performances de l'apprentissage sur les algorithmes de classification ?
- QR 3.3. Quelles caractéristiques du modèle sont les plus pertinentes pour prédire les bénéfices de la réalité augmentée sur les tâches ?

Une première étape de modélisation des tâches de maintenance est nécessaire pour pouvoir alimenter le processus de classification avec une base de données d'observations connues. Elle consiste dans un premier temps à identifier les caractéristiques des tâches de maintenance permettant de les décrire et pouvant exercer une influence sur l'impact de la réalité augmentée sur ces tâches. Nous proposons un modèle de données pour décrire des tâches de maintenances assistées par la réalité augmentée, en vue de l'entrainement d'un classifieur à la prédiction de la valeur ajoutée de la réalité augmentée sur de nouvelles tâches (QR 3.1, fig. 33, tableau 8).

Nous construisons ce modèle à partir des outils de modélisation de tâches industrielles identifiés dans l'état de l'art pour définir la structure de base. Les travaux menés pour traiter les deux questions de recherche précédentes (QR 2.1 & QR 2.2) nous permettent d'identifier l'ensemble des caractéristiques à utiliser pour décrire les tâches de maintenance en incluant l'assistance par la réalité augmenté (ex : catégories environnement de travail et mesures de l'impact de la réalité augmentée). Les caractéristiques sur la valeur ajoutée de la réalité augmentée sont utilisées par la suite pour la prédiction au travers du processus de classification des tâches de maintenance (attribution des étiquettes à chaque observation).

Les outils d'analyse des corrélations (matrice de corrélation (seuil 0.95) et ACP avec cercle de corrélation) permettent de sélectionner les caractéristiques du modèle pertinentes pour l'entrainement des classifieurs (QR 3.3, tableau 13). Nous avons combiné ces analyses à l'évaluation de l'effort nécessaire à la collecte des différentes données en atelier pour sélectionner les caractéristiques essentielles pour la prédiction tout en minimisant l'impact de la collecte de données sur le processus industriel (risque d'erreur divisé par 2,8, gain de temps supérieur à 50%). Cela nous permet de décrire une tâche comme un unique vecteur composé des valeurs de "Action_Nb", "Diff_Action_Nb", "Action_Spec", "Part_Ident", "Tool_Nb", "Hand_use", "Part_Nb", "Part_Size_Min", "Part_Size_Max" et "User_Profile" (fig. 54).

La littérature ne fournissait pas de structure pour constituer un jeu de données pour l'entrainement de classifieurs liés à l'usage de la réalité augmentée et son influence sur la performance de tâches de maintenance complexes dans un contexte industriel où la collecte de données est à la fois difficile et coûteuse. Le modèle que nous avons construit et adapté au travers de ces travaux permet de se focaliser sur les caractéristiques essentielles les plus pratiques à acquérir sur le terrain. L'intégration de la phase d'acquisition de données pour enrichissement progressif de l'outil de prédiction dans les processus industriels sera ainsi facilitée pour les futurs travaux (plus rapide, moins de risques de mesures non valides). Nous

pouvons utiliser ce modèle optimisé pour guider l'acquisition de données lors de déploiements et d'expérimentations ultérieures afin d'alimenter l'apprentissage des outils de classification mis en place au cours de ces travaux et d'accroitre leurs performances.

Nous préparons également la mise en œuvre du processus de classification supervisée sur un jeu de données structuré selon le modèle établi précédemment (QR 3.1). Nous définissons comment faire l'acquisition des données sur le terrain, préparer ces données pour la classification et entrainer des algorithmes à partir de ces données (fig. 34 à 38). La préparation des données comprend des traitements à appliquer sur l'ensemble des données mais également la possibilité d'utiliser des outils pour sélectionner les caractéristiques les plus utiles pour la classification. Cela focalisera les futures collectes de données sur les caractéristiques pertinentes pour accroitre les performances. Le processus est construit dans l'environnement Anaconda (langage Python) avec l'aide des bibliothèques Pandas et Scikit-learn.

Nous exploitons ces données au travers du processus de classification pour réaliser de premières évaluations de performances de classifieurs et sélectionner les choix de traitement de ces données qui permettent d'atteindre les meilleures performances (QR 3.2). Avec cela, nous sélectionnons les options de traitement des données adéquates pour préparer la classification (nettoyage, normalisation, ACP). Nous évaluons les performances des différents types de classifieurs disponibles afin de définir les meilleurs paramètres pour chacun et d'identifier les types de classifieurs les mieux adaptés aux données utilisées (tableau 11). Les classifieur à vecteur de support (SVM, f-score : 0.721 (+/- 0.136)) et réseau de neurones (NN, f-score : 0.724 (+/- 0.133)) semble les plus prometteurs.

Les performances de classification obtenues permettent une première évaluation de la modélisation des tâches de maintenance complexe réalisée avec ces travaux. Le modèle de données construit et optimisée à la suite des expérimentations permet de représenter une tâche par un vecteur exploitable par le processus de classification. Cependant, les performances présentent des variations importantes en fonction des jeux de données utilisés. Pour fiabiliser les performances des classifieurs et la précision des prédictions, nous poursuivrons les expérimentations afin de collecter un nombre d'observations plus conséquent.

Résultats et perspectives

Synthèse

L'étude de la mise en œuvre de dispositifs de réalité augmentée en milieu industriel pour l'assistance aux opérateurs à la réalisation de tâches de maintenance complexes fait ressortir un besoin d'évaluer la pertinence de l'usage de la technologie dans le contexte d'activité concerné. L'estimation de l'intérêt par comparaison à d'autres activités n'est pas suffisante pour permettre de déployer facilement de la réalité augmentée sur des tâches de maintenance complexes. La réponse apportée au travers de ces travaux est la mise en place de méthodes et d'outils pour rendre possible le déploiement de la technologie en atelier, pour expérimenter et évaluer son intérêt sur des cas spécifiques lors des déploiements, et ensuite pour évaluer l'intérêt de la réalité augmentée de manière générale en amont de la phase d'analyse du processus de déploiement. Les travaux apportent six contributions principales sur le sujet.

La première contribution est la définition et la mise en œuvre d'une méthodologie de création et d'implémentation d'une solution de réalité augmentée en suivant une approche selon 3 dimensions (Utilisateur, Usage, Technologie) facilitant son intégration dans les ateliers de maintenance et permettant de mener des expérimentations comparatives pour évaluer l'intérêt de la technologie pour l'assistance à différentes tâches (QI 1.1, QI 1.2, QI 1.3).

La deuxième contribution est la sélection de critères d'évaluation pour évaluer l'intérêt de la réalité augmentée pour la maintenance complexe avec des éléments pertinents à la fois vis-à-vis de la technologie, des métiers et des utilisateurs et suffisamment peu intrusifs pour permettre de mener des expérimentations en conditions réelles en atelier (QR 2.1).

La troisième contribution est la sélection d'un dispositif de réalité augmentée par reconnaissance de modèles 3D utilisée au travers d'une station de travail mobile avec un écran tactile et d'une caméra sur bras articulé pour le déploiement de dispositifs industriels (QR 2.2).

La quatrième contribution est le résultat de plusieurs expérimentations montrant la pertinence de la réalité augmentée sur des tâches de démontage et d'assemblage pour l'assistance de profils d'opérateurs débutants et avancés sans impacter les profils experts par l'amélioration de l'aisance des utilisateurs et des performances globales sur les tâches (QR 2.3).

La cinquième contribution est la définition d'un modèle de données pour représenter les tâches de maintenance complexes intégrant les résultats des expérimentations pour l'exploitation par des algorithmes de traitement de données (QR 3.1) et son optimisation par la sélection de caractéristiques essentielles pour simplifier la collecte de données sur le terrain sans perte d'informations clés (QR 3.3).

La sixième contribution est la construction d'un outil de prédiction matérialisant le processus de classification supervisée et intégrant des choix de traitement adaptés aux données considérées pour pouvoir prédire l'impact de la réalité augmentée sur une tâche de maintenance complexe sur la base des données collectées expérimentalement (QR 3.2).

Les réponses apportées par ces travaux aux questions soulevées par la problématique initiales (méthodes, outils, résultats) peuvent être exploités dans les environnements industriels complexes où la part de travail humaine est importante et le volume, la variété et la complexité des données de travail sont importants. Les méthodes et outils sont potentiellement applicables à tout type de tâche similaires. Les résultats obtenus à la suite des expérimentations mettent en avant la valeur ajoutée de la réalité augmentée lorsqu'elle est implémentée avec le matériel sélectionné lors des travaux, à savoir la station de travail mobile équipée d'un écran tactile et d'une caméra, qui est identifié comme le plus pertinent parmi les matériels disponibles. Ces réponses devront être enrichies par la multiplication des expérimentations (collecte de données) et des évaluations du processus de classification pour leur confirmation objective et aboutir à la généralisation globale des résultats obtenus.

Perspectives

Les perspectives suites à ces travaux sont multiples. Une première piste est la poursuite du développement de l'outil de prédiction par l'intégration de nouvelles données. Les résultats obtenus au travers de ces travaux facilitent l'acquisition de données expérimentales sur l'évaluation de l'impact de la réalité augmentée en maintenance. Il sera alors possible de mettre en place le protocole expérimental adéquat pour la conduite de ces études de terrains pour procéder à la validation formelle du modèle de données établi au travers de ces travaux.

Cela permettra également d'alimenter l'outil au fur et à mesure des implémentations afin d'augmenter ses performances. Une fois validés, les résultats obtenus sur la pertinence de l'utilisation de la réalité augmentée sur des cas spécifiques pourront être généralisés progressivement grâce à la méthode d'implémentation et d'évaluation développée et à

l'utilisation de l'outil pour faciliter le démarrage de tels projets sur des tâches industrielles complexes de même nature (assemblage, inspection, réparation).

Il est envisageable d'étendre la méthodologie et la modélisation des tâches à d'autres types de tâches ou d'autres secteurs d'activités (formation, bâtiment, …) en évaluant la pertinence des caractéristiques sélectionnées dans le modèle pour ces nouveaux types tâches. Il serait alors possible d'appliquer la méthode proposée dans ces travaux pour ajouter, retirer ou modifier des caractéristiques du modèle et identifier les critères d'évaluation adéquats pour adapter le modèle et le processus de prédiction à ces nouvelles tâches. Si les différences sont minimes, En itérant sur plusieurs activités, cela pourrait aboutir à la définition d'un modèle général applicable à tout type de tâche concernée par l'usage de la réalité augmentée.

Maintenant que la question de la pertinence est adressée pour certaines tâches industrielles complexes, et en passe d'être adressée pour les autres, cela ouvre le champ des recherches sur l'amélioration de l'efficacité. Les solutions de réalité augmentée apportent des bénéfices aux activités de maintenance complexes dans leur état actuel mais la technologie n'est pas exploitée à son plein potentiel. Les recherches pour l'optimisation de l'exploitation de la réalité augmentée pourront porter sur plusieurs pistes de travail identifiées au cours des travaux.

La gestion de la donnée est au cœur des sujets à traiter pour optimiser l'exploitation des supports de travail et plus particulièrement des outils numériques tels que la réalité augmentée. Les travaux porteront sur l'architecture des données amont et aval pour faciliter la création ou la captation, l'utilisation, le suivi et les mises à jour, et la gestion des différentes configurations et états spécifiques aux équipements réels. Cette rationalisation des données de travail permettra une meilleure contextualisation des contenus de réalité augmentée mis à disposition.

La création des contenus est également un sujet clé pour l'optimisation de l'exploitation de la réalité augmentée. Même si les outils actuels permettent d'être plus rapide que pour la préparation de contenus standards papier, la création de contenu mobilise de nombreuses ressources. Les moyens numériques disponibles pourraient rendre cette étape plus efficace en intégrant ou développant des techniques de conception intelligente, basées sur la génération de procédures en fonction de la typologie des équipements ou de la captation de données d'utilisation sur le terrain avec les solutions déjà déployées.

L’adaptation intelligente des contenus en temps réel prolongera l‘optimisation de la technologie jusqu’aux utilisateurs. La contextualisation avancée des contenus durant l’utilisation pourra répondre au besoin réel en se basant sur l’expérience de l’utilisateur, sa connaissance de la tâche concernée, les spécificités de la vie de l’équipement et le déroulé réel de la tâche en cours. Cela nécessite d’approfondir les recherches sur la gestion des données liées aux contenus et aux équipements, l’observation de l’environnement de travail, l’interprétation du déroulement des tâches et l’estimation des besoins des utilisateurs en temps réel.

L’améliorations des logiciels et des matériels de réalité augmentée permettra également d’optimiser leur usage. Les thématiques de recherche les plus importantes pour l’usage en maintenance sont notamment l’évolution des performances de reconnaissance et de suivi, la définition d’interactions spécifiques à l’usage de la technologie, et la montée en maturité sur les matériels mains libres, mobiles, peu encombrants et faciles à utiliser.

Un dernier levier d’optimisation, essentiel pour l’évolution des usages de la réalité augmentée, est le développement des fonctionnalités de base par le couplage avec d’autres technologies numériques. Cela améliorera les usages sur l’ensemble des activités industrielles, que ce soit pour l’inspection, la réparation, la formation, voire la conception et la production. Le couplage avec des technologies de contrôle non destructif, d’internet des objets, d’intelligence artificielle et d’architecture de données type jumeau numérique permettrait d’enrichir les fonctionnalités de capture, traitement et restitution des données au cœur de la réalité augmentée.

Publications

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont fait l'objet de 3 publications :

- Un article présenté et publié dans les proceedings de la 16ième édition de la conférence internationale Euro VR sur la Réalité Virtuelle et la Réalité Augmentée (Euro VR 2019, Tallin, Estonie).

- Un article publié dans le journal Frontiers in Virtual Reality au sein du sujet de recherche Best contributions from EuroVR 2018 & 2019.

- Un article soumis au journal Computers & Industrial Engineering en juillet 2021.

Loizeau, Q., Danglade, F., Ababsa, F., Merienne, F.: Evaluating Added Value of Augmented Reality to Assist Aeronautical Maintenance Workers - Experimentation on On-field Use Case. In: Bourdot, P., Interrante, V., Nedel, L., Magnenat-Thalmann, N., Zachmann, G. (eds) Virtual Reality and Augmented Reality. EuroVR 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol. 11883, pp. 151-169 (2019). https://doi.org/10.1007/978-3-030-31908-3_10

Loizeau, Q., Danglade, F., Ababsa, F., Merienne, F.: Methodology for the Field Evaluation of the Impact of Augmented Reality Tools for Maintenance Workers in the Aeronautic Industry. In: Frontiers in Virtual Reality, vol. 1, pp. 41 (2021). https://doi.org/10.3389/frvir.2020.603189

Loizeau, Q., Danglade, F., Ababsa, F., Merienne, F.: Data modelling for predicting benefits of augmented reality on complex aeronautical maintenance tasks using machine learning techniques (2021). Soumis au journal Computers & Industrial Engineering.

Bibliographie

3DSmax: Fonctionnalités de 3ds Max, https://www.autodesk.fr/products/3ds-max/features, dernier accès le 15/12/2020.

A4A: Airlines for America, https://www.airlines.org/policy-priorities-learn-more/#safety, dernier accès le 15/12/2020.

AFNOR. FD X 60-000 Mai 2002, Maintenance industrielle : Fonction Maintenance. Association Française de Normalisation (2002)

Airbus: Global Market Forecast 2019-2038, https://www.airbus.com/aircraft/market/global-market-forecast.html, dernier accès le 15/12/2020.

Akrout, H., Anson, D., Bianchini, G., Neveur, A., Trinel, C., Farnsworth, M., Tomiyama, T.: Maintenance task classification: Towards automated robotic maintenance for industry. Procedia CIRP, vol. 11, pp. 367-372 (2013), https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.07.025.

Aly, M.: Survey on Multiclass Classification Methods. (2005).

Amin, D., Govilkar, S.: Comparative Study of Augmented Reality SDK's. International Journal on Computational Sciences & Applications, vol. 5, issue 1, pp. 11-26 (2015), DOI: 10.5121/ijcsa.2015.5102.

Annett, J.: Hierarchical task analysis. In E. Hollnagel (Ed.), Handbook of Cognitive Task Design, pp. 17-35 (2003).

Apple (FR) - Réalité Augmentée, https://www.apple.com/fr/augmented-reality/, dernier accès le 15/12/2020

Arashpour, M., Aranda-Mena, G.: Curriculum renewal in architecture, engineering, and construction education: Visualizing building information modeling via augmented reality. Proceedings of the 9th International Structural Engineering and Construction Conference (2017).

ARCore, https://developers.google.com/ar, dernier accès le 15/12/2020

ARKit - Augmented Reality, https://developer.apple.com/augmented-reality/arkit/, dernier accès le 15/12/2020

ARToolKit Download, http://www.hitl.washington.edu/artoolkit/download/, dernier accès le 15/12/2020

Azuma, R.T.: A survey of Augmented Reality. In Presence: Teleoperators and Virtual Environments, vol. 6, issue 4, pp. 355-385 (1997).

Baccarini, L. M. R., Rocha E Silva, V. V., De Menezes, B. R., Caminhas, W. M.: SVM practical industrial application for mechanical faults diagnostic. Expert Systems with Applications, vol. 38, issue 6, pp. 6980-6984 (2011), https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.017.

Bangor, A., Kortum, P., Miller, J.: Determining What Individual SUS Scores Mean: Adding an Adjective Rating Scale. Journal of Usability Studies, vol. 4, issue 3, pp. 114-123 (2009).

Baumeister, J., Ssin, S. Y., ElSayed, N. A. M., Dorrian, J., Webb, D. P., Walsh, J. A., Simon, T. M., Irlitti, A., Smith, R. T., Kohler, M., Thomas, B. H.: Cognitive Cost of Using Augmented Reality Displays. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, vol. 23, issue 11, pp. 2378-2388 (2017), DOI: 10.1109/TVCG.2017.2735098.

Beier, D., Billert, R., Bruderlin, B., Stichling, D., Kleinjohann, B.: Marker-less vision-based tracking for mobile augmented reality. Proceedings of the Second IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, pp. 258-259 (2003), DOI: 10.1109/ISMAR.2003.1240709.

Benko, H.: Keynote Dr. Hrvoje Benko - The Future of AR Interactions. https://www.youtube.com/watch?v=bD8nAThyBgY, dernier accès le 01/05/2019.

Bernard, F., Zare, M., Murie, C., Sagot, J.-C. : Dimensions physiques et cognitives : vers une nécessaire prise en compte en maintenabilité aéronautique. Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement, vol 82, issue 2, pp. 170-183 (2021), https://doi.org/10.1016/j.admp.2020.10.004.

Binkhonain, M., Zhao, L.: A review of machine learning algorithms for identification and classification of non-functional requirements. Expert Systems with Applications: X, vol. 1, 100001 (2019), https://doi.org/10.1016/j.eswax.2019.100001.

Biran, O., Cotton, C.V.: Explanation and Justification in Machine Learning: A Survey. (2017).

Blaga, A. D., Frutos-Pascual, M., Al-Kalbani, M., Williams, I.: Usability Analysis of an Off-the-Shelf Hand Posture Estimation Sensor for Freehand Physical Interaction in Egocentric Mixed Reality. IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR-Adjunct), pp. 31-34, (2017). DOI: 10.1109/ISMAR-Adjunct.2017.25.

Blaga, A., Militaru, C., Mezei, A. D., Tamas, L.: Augmented reality integration into MES for connected workers. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, vol. 68, 102057 (2021), https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102057.

Blender.org, https://www.blender.org/features/, dernier accès le 15/12/2020

Boeing Commercial Market Outlook 2019–2038, https://invest-india-revamp-static-files.s3.ap-south-1.amazonaws.com/s3fs-public/2019-12/cmo-sept-2019-report-final.pdf, dernier accès le 15/12/2020.

Boeing: Commercial Market Outlook, 2020-2039, https://www.boeing.com/commercial/market/commercial-market-outlook/, dernier accès le 15/12/2020.

Bottani, E., Vignali, G.: Augmented reality technology in the manufacturing industry: A review of the last decade. IISE Transactions, vol. 53, issue 3, pp. 284-310 (2019), https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1493244.

Brooke, J.: SUS: A quick and dirty usability scale. Usability Evaluation Industry, 189 (1995).

Brooke, J.: SUS: A Retrospective. Journal of Usability Studies, vol. 8, issue 2, pp. 29-40 (2013).

Brooks, C., Thompson, C.: Predictive Modelling in Teaching and Learning. Handbook of Learning Analytics, pp. 61-68 (2017), DOI: 10.18608/hla17.005.

Brunken, R., Plass, J. L., Leutner, D.: Direct measurement of cognitive load in multimedia learning. Educational psychologist, vol. 38, issue 1, pp. 53-61 (2003), https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_7.

Cardoso, L., Mariano, F., Zorzal, E.: A survey of industrial augmented reality. Computers & Industrial Engineering, vol. 139, 106159 (2020), https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106159.

Cardoso, L., Mariano, F., Zorzal, E.: Mobile augmented reality to support fuselage assembly. Computers & Industrial Engineering, vol. 148, 106712 (2020), https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106712.

Catia - Dassault Systèmes | Conception et Ingénierie, https://www.3ds.com/fr/produits-et-services/catia/, dernier accès le 15/12/2020.

Catia Composer, https://www.3ds.com/fr/produits-et-services/catia/produits/catia-composer/, dernier accès le 15/12/2020.

Cattari, N., Cutolo, F., D'amato, R., Fontana, U., Ferrari, V.: Toed-in vs Parallel Displays in Video See-Through Head-Mounted Displays for Close-Up View. IEEE Access, vol. 7, pp. 159698-159711 (2019), DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2950877.

Caudell, T., Mizell, D.: Augmented reality: an application of heads-up display technology to manual manufacturing processes. Proceedings of the Twenty-Fifth Hawaii International Conference on System Sciences, vol. 2, pp. 659-669 (1992), DOI: 10.1109/HICSS.1992.183317.

Ceruti, A., Marzocca, P., Liverani, A., Bil, C.: Maintenance in aeronautics in an Industry 4.0 context: The role of Augmented Reality and Additive Manufacturing, Journal of Computational Design and Engineering, vol. 6, issue 4, pp. 516–526 (2019) https://doi.org/10.1016/j.jcde.2019.02.001.

Ceruti, A., Marzocca, P., Liverani, A., Bil, C.: Maintenance in aeronautics in an Industry 4.0 context: The role of Augmented Reality and Additive Manufacturing. Journal of Computational

Design and Engineering, vol. 6, issue 4, pp 516-526 (2019), https://doi.org/10.1016/j.jcde.2019.02.001.

Chen, K. Y., Chen, L.S., Chen, M.C., Lee, C.L.: Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant. Computers in Industry, vol. 62, issue 1, pp. 42-50 (2011), https://doi.org/10.1016/j.compind.2010.05.013.

Cluny : Ray-on, Cluny, https://www.studiogardere.com/fr/projets/design/on-situ-ray-on/, dernier accès le 15/12/2020.

Cortona 3D, https://www.cortona3d.com/en, dernier accès le 15/12/2020.

Créo : Logiciel de modélisation 3D Creo Parametric, https://www.ptc.com/fr/products/creo/parametric, dernier accès le 15/12/2020.

Créo Illustrate, https://www.ptc.com/fr/products/creo/illustrate, dernier accès le 15/12/2020.

Davison, A.: Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera. Proceedings of Ninth IEEEInternational Conference on Computer Vision, vol. 2, pp. 1403–1410 (2003), DOI: 10.1109/ICCV.2003.1238654.

Decker, K.: Task Environment Centered Simulation. (1997), available from: https://www.researchgate.net/publication/2298926

Diota - Digital Assisted Operator, https://diota.com/digital_assisted_operator, dernier accès le 15/12/2020.

Diota | Solutions 4.0 for Industry, http://diota.com/index.php/en/, dernier accès le 2020/05/01.

Drury, C. G., Wenner, C., Kritkausky, K.: Development of Process to Improve Work Documentation of Repair Stations. (2014),

EASA Regulations, https://www.easa.europa.eu/regulations, dernier accès le 2019/06/14.

Edwards, E.K., Rolland, J., Keller, K.: Video see-through design for merging of real and virtual environments. Proceedings of IEEE Virtual Reality Annual International Symposium, pp. 223-233 (1993), DOI: 10.1109/VRAIS.1993.380774.

Egger, J., Masood, T.: Augmented reality in support of intelligent manufacturing – A systematic literature review. Computers and Industrial Engineering, vol. 140 (2020), https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106195.

Eschen, H., Kötter, T., Rodeck, R., Harnisch, M., Schüppstuhl, T.: Augmented and Virtual Reality for Inspection and Maintenance Processes in the Aviation Industry. Procedia Manufacturing, vol. 19, pp. 156-163 (2018), https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.01.022.

Ferrari, V., Tuytelaars, T., Van Gool, L.: Markerless augmented reality with a real-time affine region tracker. Proceedings IEEE and ACM International Symposium on Augmented Reality (ISAR 2001), pp. 87-96 (2001), doi: 10.1109/ISAR.2001.970518.

Fiorentino, M., Uva, A. E., Gattullo, M., Debernardis, S., Monno, G.: Augmented reality on large screen for interactive maintenance instructions. Computers in Industry, vol. 65, issue 2, pp. 270-278 (2014), https://doi.org/10.1016/j.compind.2013.11.004.

Fite-Georgel, P.: Is there a reality in Industrial Augmented Reality? 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, ISMAR 2011, pp. 201-210 (2011), DOI: 10.1109/ISMAR.2011.6092387.

Flightrader24: Live Flight Tracker, https://www.flightradar24.com/blog/show-us-your-best-augmented-reality-view-photos-to-win-a-free-flightradar24-subscription/, dernier accès le 15/12/2020

Fraga-Lamas, P., Fernández-Caramés, T. M., Blanco-Novoa, Ó., Vilar-Montesinos, M. A.: A Review on Industrial Augmented Reality Systems for the Industry 4.0 Shipyard. IEEE Access, vol 6, pp. 13358-13375 (2018), DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2808326.

Frigo, M. A., Silva, E. C. C., Barbosa, G. F.: Augmented Reality in Aerospace Manufacturing: A Review. Journal of Industrial and Intelligent Information (2016), DOI: 10.18178/jiii.4.2.125-130.

Fuchs, H.: Keynote Prof. Dr. Henry Fuchs - The XR Future - the coming utopia or a gamer's plaything, https://www.youtube.com/watch?v=lyX_0gcixf4, dernier accès le 2019/01/05.

Gilbreth, F. B., Gilbreth, L. M.: Motion Study. Princeton, N.J: Van Nostrand (1911).

Google AR & VR, https://arvr.google.com/, dernier accès le 15/12/2020.

Hart, S. G., Staveland, L. E.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. Advances in Psychology, North-Holland, vol. 52, pp. 139-183 (1988), https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9.

Hart, S. G.: NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later. (2006).

HoloLens Microsoft, https://www.microsoft.com/fr-fr/hololens, dernier accès le 15/12/2020.

Hornbæk, K.: Current practice in measuring usability: Challenges to usability studies and research. International Journal of Human-Computer Studies, vol. 64, issue 2, pp. 79-102 (2006), https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2005.06.002.

IATA - Deep Losses Continue Into 2021, https://www.iata.org/en/pressroom/pr/2020-11-24-01/, dernier accès le 15/12/2020.

IATA - Safety, https://www.iata.org/en/programs/safety/, dernier accès le 15/12/2020.

IATA Press Release No. : 62, octobre 2018, https://www.iata.org/pressroom/pr/Pages/2018-10-24-02.aspx, dernier accès le 15/12/2020.

Immersion : Testia et Immersion s'associent pour accélérer l'industrie 4.0, http://www.immersion.fr/testia-et-immersion-sassocient-pour-accelerer-lindustrie-4-0/, dernier accès le 15/12/2020.

Inscape SW, https://www.inscape3d.com/en/field-assistance/inscape-sw, dernier accès le 15/12/2020.

JAL: Airbus develops world's first Mixed Reality Trainer for A350 XWB, https://www.airbus.com/newsroom/press-releases/en/2017/11/airbus-develops-worlds-first-mixed-reality-trainer-for-a350-xwb.html, dernier accès le 15/12/2020.

Jardine, A. K. S., Lin, D., Banjevic, D.: A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, issue 7, pp. 1483-1510 (2006), https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012.

Jetter, J., Eimecke, J., Rese, A.: Augmented reality tools for industrial applications: What are potential key performance indicators and who benefits? Computers in Human Behavior, vol. 87, pp. 18-33 (2018), https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.04.054.

Jimenez, C., Dauzère-Pérès, S., Feuillebois, C., Pauly, E.: Simulation of aircraft maintenance improvement using RFID systems. International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (2011).

Jones, B., Jenkinson, I., Yang, Z., Wang, J.: The use of Bayesian network modelling for maintenance planning in a manufacturing industry. Reliability Engineering & System Safety, vol. 95, issue 3, pp. 267-277 (2010), https://doi.org/10.1016/j.ress.2009.10.007.

Kato, H., Billinghurst, M.: Marker tracking and hmd calibration for a video-based augmented reality conferencing system. In proceedings of the 2nd IEEE and ACM International Workshop on Augmented Reality (1999), DOI: 10.1109/IWAR.1999.803809.

Kim, K., Billinghurst, M., Bruder, G., Duh, H. B. L., Welch, G. F.: Revisiting trends in augmented reality research: A review of the 2nd decade of ISMAR (2008–2017). In IEEE transactions on visualization and computer graphics, vol. 24, issue 11, pp. 2947-2962 (2018), DOI: 10.1109/TVCG.2018.2868591.

Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I. D., Pintelas, P. E.: Machine learning: A review of classification and combining techniques. Artificial Intelligence Review, vol 26, issue3, pp. 159-190 (2016), DOI 10.1007/s10462-007-9052-3.

Kudan global, https://www.kudan.io/our_technology, dernier accès le 15/12/2020.

Lampropoulos, G., Keramopoulos, E., Diamantaras, K.: Enhancing the functionality of augmented reality using deep learning, semantic web, and knowledge graphs: A review. Visual Informatics, vol 4, issue 1, pp. 32-42 (2020), https://doi.org/10.1016/j.visinf.2020.01.001.

Langley, P.: Selection of Relevant Features in Machine Learning. AAAI Technical Report FS-94-02 (1994).

Leitch, R., Stefanini, A.: Task dependent tools for intelligent automation. Artificial Intelligence in Engineering, vol. 4, issue 3, pp. 126-143 (1989), https://doi.org/10.1016/0954-1810(89)90009-5.

Lever, J., Krzywinski, M., Altman, N.: Classification evaluation. Nature Methods, vol. 13, issue 8, 603-604 (2016).

Liu, R., Yang, B., Zio, E., Chen, X.: Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review. Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 108, pp. 33-47 (2018), https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016.

LMS: NASA is using HoloLens AR headsets to build its new spacecraft faster, https://www.technologyreview.com/s/612247/nasa-is-using-hololens-ar-headsets-to-build-its-new-spacecraft-faster/, dernier accès le 15/12/2020.

Lopik, K., Sinclair, M., Sharpe, R., Conway, P., West, A.: Developing augmented reality capabilities for industry 4.0 small enterprises: Lessons learnt from a content authoring case study. Computers in Industry, vol. 117, 103208 (2020), https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103208.

Lotsaris, K., Fousekis, N., Koukas, S., Aivaliotis, S., Kousi, N., Michalos, G., Makris, S.: Augmented Reality (AR) based framework for supporting human workers in flexible manufacturing. Procedia CIRP, vol. 96, pp. 301-306 (2021), https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.01.091.

Lowe, D. G.: Object recognition from local scale-invariant features. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, vol.2, pp. 1150-1157 (1999), DOI: 10.1109/ICCV.1999.790410.

Lugan, G.: L'élaboration de la maintenance aéronautique à travers la méthodologie MSG-3. Master Thesis (2011).

Martinetti, A., Rajabalinejad, M., Dongen, L. V.: Shaping the Future Maintenance Operations: Reflections on the Adoptions of Augmented Reality Through Problems and Opportunities. Procedia CIRP, vol. 59, pp. 14-17 (2017), https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.10.130.

Martinez-Jurado, P. J., Moyano-Fuentes, J., Jerez-Gomez, P.: Human resource management in Lean Production adoption and implementation processes: Success factors in the aeronautics industry. BRQ Business Research Quarterly, vol. 17, issue 1, pp. 47-68 (2014), https://doi.org/10.1016/j.cede.2013.06.004.

Masoni, R., Ferrise, F., Bordegoni, M., Gattullo, M., Uva, A. E., Fiorentino, M., Carrabba, E., Di Donato, M.: Supporting Remote Maintenance in Industry 4.0 through Augmented Reality. Procedia Manufacturing, vol. 11, pp. 1296-1302 (2017) https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.257.

Maya Software, https://www.autodesk.fr/products/maya/overview, dernier accès le 15/12/2020.

Mendoza, M., Mendoza, M., Mendoza, E., González, E.: Augmented Reality as a Tool of Training for Data Collection on Torque Auditing. Procedia Computer Science, vol. 75, pp. 5-11 (2015), https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.186.

Mengoni, M., Ceccacci, S., Generosi, A., Leopardi, A.: Spatial Augmented Reality: an application for human work in smart manufacturing environment. Procedia Manufacturing, vol. 17, pp. 476-483 (2018), https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.10.072.

Microsoft Research, https://www.microsoft.com/en-us/research/project/vr-ar-in-the-wild/, dernier accès le 15/12/2020.

Milgram, P., Kishino, F.: A Taxonomy of Mixed Reality Visual Displays. IEICE Transactions on Information and Systems, vol. 77, pp. 1321-1329 (1994).

Milgram, P., Takemura, H., Utsumi, A., Kishino, F.: Augmented reality: A class of displays on the reality-virtuality continuum. SPIE Telemanipulator and Telepresence Technologies, vol. 2351, pp. 282-292 (1994), DOI: 2351. 10.1117/12.197321.

Mitchell, T. M.: Machine Learning. McGraw-Hill Science/Engineering/Math (1997).

Montoya, M. H., Caponio, A., Rios, H., Mendivil, E. G.: An introduction to Augmented Reality with applications in aeronautical maintenance. 13th International Conference on Transparent Optical Networks, Stockholm, Sweden, pp. 1-4 (2011), DOI: 10.1109/ICTON.2011.5970856.

Mourtzis, D., Angelopoulos, J., Panopoulos, N.: A Framework for Automatic Generation of Augmented Reality Maintenance & Repair Instructions based on Convolutional Neural Networks. Procedia CIRP, vol. 93, pp. 977-982 (2020), https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.130.

Mourtzis, D., Angelopoulos, J., Panopoulos, N.: Recycling and retrofitting for industrial equipment based on augmented reality. Procedia CIRP, vol. 90, pp. 606-610 (2020), https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.02.134.

MRO Survey 2017: When Growth Outpaces Capacity, https://www.oliverwyman.com/our-expertise/insights/2017/apr/mro-survey-2017.html, dernier accès le 2019/06/14.

Nebeling, M., Speicher, M.: The Trouble with Augmented Reality/Virtual Reality Authoring Tools. 2018 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality Adjunct (ISMAR-Adjunct), Munich, Germany, pp. 333-337 (2018), DOI: 10.1109/ISMAR-Adjunct.2018.00098.

Nee, A.Y.C., Ong, S.K., Chryssolouris, G., Mourtzis, D.: Augmented reality applications in design and manufacturing. CIRP Annals, vol. 61, issue 2, pp. 657-679 (2012), https://doi.org/10.1016/j.cirp.2012.05.010.

Neumann U., You, S.: Natural feature tracking for augmented reality. IEEE Transactions on Multimedia, vol. 1, no. 1, pp. 53-64 (1999), DOI: 10.1109/6046.748171.

NX for Design, https://www.plm.automation.siemens.com/global/fr/products/nx/nx-for-design.html, dernier accès le 15/12/2020.

OpenGL, https://www.opengl.org//, dernier accès le 15/12/2020.

OpenXR Overview, https://www.khronos.org/openxr/, dernier accès le 15/12/2020.

Paas, F. G. W. C.: Training Strategies for Attaining Transfer of Problem-Solving Skill in Statistics: A Cognitive-Load Approach. Journal of Educational Psychology, vol. 84, issue 4, pp. 429-434 (1992).

Palmarini, R., Erkoyuncu, J. A., Roy, R., Torabmostaedi, H.: A systematic review of augmented reality applications in maintenance. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, vol. 49, pp. 215-228 (2018), https://doi.org/10.1016/j.rcim.2017.06.002.

Palmarini, R., Erkoyuncu, J. A., Roy, R.: An Innovative Process to Select Augmented Reality (AR) Technology for Maintenance. Procedia CIRP, vol. 59, pp. 23-28 (2017), https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.10.001.

Paterno, F.: Tools for Task Modelling: Where we are, where we are headed. Task Models and Diagrams for User Interface Design: Proceedings of the First International Workshop on Task Models and Diagrams for User Interface Design (TAMODIA 2002), pp. 10-17 (2002).

Porcelli, I., Rapaccini, M., Espíndola, D. B., Pereira, C. E.: Technical and organizational issues about the introduction of augmented reality in maintenance and technical assistance services. IFAC Proceedings Volumes, vol 46, issue 7, pp. 257-262 (2013), https://doi.org/10.3182/20130522-3-BR-4036.00024.

Prado, G. O. C., Silva, P. A., Simomura, F. M., Pereira, K. L. O.: SHM with Augmented Reality for Aircraft Maintenance. Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences (2018).

Qiu, S., Gao, L., Wang, J.: Classification and regression of ELM, LVQ and SVM for E-nose data of strawberry juice. Journal of Food Engineering, vol. 144, pp. 77-85 (2015), https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2014.07.015.

Quandt, M., Knoke, B., Gorldt, C., Freitag, M., Thoben, K.D.: General Requirements for Industrial Augmented Reality Applications. Procedia CIRP, vol. 72, pp. 1130-1135 (2018) https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.061.

Quint, F., Loch, F., Bertram, P.: The Challenge of Introducing AR in Industry - Results of a Participative Process Involving Maintenance Engineers. Procedia Manufacturing, vol. 11, pp. 1319-1323 (2017), https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.260.

Radkowski, R., Herrema, J., Oliver, J.: Augmented Reality-Based Manual Assembly Support with Visual Features for Different Degrees of Difficulty. International Journal of Human-Computer Interaction, vol. 31, issue 5, pp 337-349 (2015), DOI: 10.1080/10447318.2014.994194.

Raivio, T., Kuumola, E., Mattila, V. A., Virtanen, K., Hamalainen, R. P.: A Simulation Model for Military Aircraft Maintenance and Availability (2001).

Raskar, R., Welch, G., Fuchs, H.: Spatially augmented reality. Augmented Reality: Placing Artificial Objects in Real Scenes. Proceedings of the international workshop on Augmented reality (IWAR 98), pp. 64-71 (1999).

Rathinavel, K., Wetzstein, G., Fuchs, H.: Varifocal occlusion-capable optical see-through augmented reality display based on focus-tunable optics. IEEE transactions on visualization and computer graphics, vol. 25, issue 11, pp. 3125-3134 (2019), DOI: 10.1109/TVCG.2019.2933120.

Rekimoto, J.: Matrix: A Realtime Object Identification and Registration Method for Augmented Reality.3rd Asia Pacific Computer Human Interaction, pp. 63-68 (1998), DOI: 10.1109/APCHI.1998.704151.

Renner, P., Pfeiffer, T.: Augmented Reality Assistance in the Central Field-of-View Outperforms Peripheral Displays for Order Picking: Results from a Virtual Reality Simulation Study. Adjunct Proceedings of the 2017 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, ISMAR-Adjunct 2017 (2017), DOI: 10.1109/ISMAR-Adjunct.2017.59.

Rios, H., González, E., Rodriguez, C., Siller, H. R., Contero, M.: A mobile solution to enhance training and execution of troubleshooting techniques of the engine air bleed system on boeing 737. Procedia Computer Science, vol. 25, pp. 161-170 (2013), DOI: 10.1016/j.procs.2013.11.020.

Rubio, S., Diaz, E., Martin, J., Puente, J. M.: Evaluation of subjective mental workload: a comparison of SWAT, NASA-TLX, and Workload Profile Methods. Applied Psychology, vol. 53, pp. 61-86 (2004), DOI: 10.1111/j.1464-0597.2004.00161.x.

S1000D, https://s1000d.org/, dernier accès le 15/12/2020

SAE : Quand l'usine passe à la réalité augmentée, https://www.usinenouvelle.com/editorial/quand-l-usine-passe-a-la-realite-augmentee.N681634, dernier accès le 15/12/2020.

Schumacher, A., Erol, S., Sihn, W.: A Maturity Model for Assessing Industry 4.0 Readiness and Maturity of Manufacturing Enterprises. Procedia CIRP, vol. 52, pp. 161-166 (2016), https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.040.

SEP : [Bourget 2017] Safran passe à la réalité augmentée avec la start-up Diota, https://www.usine-digitale.fr/article/bourget-2017-safran-passe-a-la-realite-augmentee-avec-la-start-up-diota.N555603, dernier accès le 15/12/2020.

Simon, G., Fitzgibbon, A. W., Zisserman, A.: Markerless tracking using planar structures in the scene. In proceedings of International Symposium on Augmented Reality, pp. 120-128 (2000), DOI: 10.1109/ISAR.2000.880935.

SLS : Réalité augmentée : Bienvenue dans la maintenance 4.0 ! https://www.safran-group.com/fr/media/realite-augmentee-bienvenue-dans-la-maintenance-40-20190117, dernier accès le 15/12/2020.

SNA : Safran inaugure une nouvelle solution automatisée de contrôle non destructif par thermographie infrarouge et réalité augmentée, une première mondiale, https://www.safran-nacelles.com/fr/media/safran-inaugure-une-nouvelle-solution-automatisee-de-controle-non-destructif-par-thermographie-infrarouge-et-realite-augmentee-une-premiere-mondiale-20170404, dernier accès le 15/12/2020.

Sutherland, I. E.: A head-mounted three-dimensional display. Fall Joint Computer Conference, pp. 757-764 (1968).

Syberfeldt, A., Danielsson, O., Holm, M., Wang, L.: Visual Assembling Guidance Using Augmented Reality. Procedia Manufacturing, vol. 1, pp. 98-109 (2015), https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.09.068.

UAF: U.S. Air Force uses augmented reality for nondestructive inspections of aircraft, https://defence-blog.com/aviation/u-s-air-force-uses-augmented-reality-nondestructive-inspections-aircraft.html, dernier accès le 15/12/2020.

Unity3D : Logiciel de développement en réalité augmentée, https://unity.com/fr/unity/features/ar, dernier accès le 15/12/2020.

Unreal Engine for Extended Reality (XR), https://www.unrealengine.com/en-US/xr, dernier accès le 15/12/2020.

Urbas, U., Vrabič, R., Vukašinović, N.: Displaying Product Manufacturing Information in Augmented Reality for Inspection. Procedia CIRP, vol. 81, pp. 832-837 (2019), https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.208.

Van Krevelen, D. W. F., Poelman, R.: A Survey of Augmented Reality Technologies, Applications and Limitations. International Journal of Virtual Reality, vol. 9, issue 2, pp. 1-20 (2010), DOI: 10.20870/IJVR.2010.9.2.2767.

Vatn, J., Bodsberg, L.: An overall model for maintenance optimization. Reliability Engineering & System Safety, vol. 51, issue 3, pp. 241-257 (1996), https://doi.org/10.1016/0951-8320(95)00055-0.

Virtual Mirror Technology – It Will Change the Way You Shop, https://www.quytech.com/blog/how-virtual-mirror-technology-will-change-the-way-you-shop/, dernier accès le 15/12/2020.

Vuforia Chalk : l'assistance à distance optimisée par la réalité augmentée, https://www.ptc.com/fr/products/vuforia/vuforia-chalk, dernier accès le 15/12/2020.

Vuforia Developer Portal, https://developer.vuforia.com/, dernier accès le 15/12/2020.

Vuforia Studio et la réalité augmentée pour l'entreprise, https://www.ptc.com/fr/products/vuforia/vuforia-studio, dernier accès le 15/12/2020.

Wang, W., Zhang, M., Wang, D., Jiang, Y.: Kernel PCA feature extraction and the SVM classification algorithm for multiple-status, through-wall, human being detection. Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 1, article 151 (2017), DOI: 10.1186/s13638-017-0931-2.

Wang, X., Ong, S. K., Nee, A. Y. C.: Multi-modal augmented-reality assembly guidance based on bare-hand interface. Advanced Engineering Informatics, vol. 30, issue 3, pp. 406-421 (2016), https://doi.org/10.1016/j.aei.2016.05.004.

Webel, S., Bockholt, U., Engelke, T., Gavish, N., Olbrich, M., Preusche, C.: An augmented reality training platform for assembly and maintenance skills. Robotics and Autonomous Systems, vol. 61, pp. 398-403 (2013), DOI: 10.1016/j.robot.2012.09.013.

Werrlich, S., Eichstetter, E., Nitsche, K., Notni, G.: An Overview of Evaluations Using Augmented Reality for Assembly Training Tasks. International Journal of Computer and Information Engineering, vol. 11, pp. 1068-1074 (2017), doi.org/10.5281/zenodo.1132315.

Wikitude Augmented Reality SDK, https://www.wikitude.com/products/wikitude-sdk/, dernier accès le 15/12/2020.

WMR : Experiences & Devices, https://www.microsoft.com/en-us/mixed-reality/windows-mixed-reality, dernier accès le 15/12/2020.

Yang, C., Odvody, G. N., Fernandez, C. J., Landivar, J. A., Minzenmayer, R. R., Nichols, R. L.: Evaluating unsupervised and supervised image classification methods for mapping cotton root rot. Precision Agriculture, vol. 16, issue 2, pp. 201-215 (2015), DOI: 10.1007/s11119-014-9370-9.

Zendjebil, I., Ababsa, F.-E., Didier, J.-Y., Vairon, J., Frauciel, L., Hachet, M., Guitton, P., Delmont, R.: Outdoor Augmented Reality: State of the Art and Issues. 10th ACM/IEEE Virtual Reality International Conference (VRIC 2008), Laval : France (2008).

Zhou, K. L., Yang, S. L., Shen, C.: A review of electric load classification in smart grid environment. Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 24, pp. 103-110 (2013), https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.023.

Annexe

Annexe 1 – Questionnaire NASA-TLX

NASA Task Load Index

Nom	Tâche	Date

Exigence mentale — Quel degré d'activité mentale était exigé pour réaliser la tâche ?



Très faible — Très élevé

Exigence physique — Quel degré d'activité physique était exigé pour réaliser la tâche ?



Très faible — Très élevé

Exigence temporelle — Quel pression temporelle avez-vous ressentie pour réaliser la tâche ?



Très faible — Très élevé

Performance — Avec quel succès pensez-vous avoir réalisé la tâche ?



Réussite — Echec

Effort — Quel effort deviez-vous fournir pour accomplir la tâche ?



Très faible — Très élevé

Frustration — Avez-vous ressenti de l'insécurité, du découragement, de l'irritation du stress ou de l'agacement durant votre tâche ?



Très faible — Très élevé

Annexe 2 – Questionnaire SUS

SUS - System Usability Scale

Le SUS se compose de dix questions qui permettent de recueillir le point de vue subjectif de l'utilisateur sur un système. Le SUS se base sur une échelle de Likert qui permet à l'utilisateur de répondre sur une échelle en 5 points de "Pas du tout d'accord" à "Tout à fait d'accord".

Nom	Tâche	Date

	Pas du tout d'accord				Tout à fait d'accord
1. Je pense que j'aimerai utiliser ce système / support fréquemment	1	2	3	4	5
2. J'ai trouvé que le système / support est inutilement complexe	1	2	3	4	5
3. J'ai pensé que ce système / support était facile à utiliser	1	2	3	4	5
4. Je pense que je vais avoir besoin du support d'un technicien pour être capable d'utiliser ce système / support	1	2	3	4	5
5. J'ai trouvé que les diverses fonctionnalitéss du système / support étaient bien intégrées	1	2	3	4	5
6. J'ai pensé qu'il y a trop d'incohérence dans ce système / support	1	2	3	4	5
7. Je suppose que la plupart des gens serait capable d'apprendre à utiliser ce système / support très rapidement	1	2	3	4	5
8. J'ai trouvé ce système / support très lourd à utiliser	1	2	3	4	5
9. Je me suis senti très en confiance en utilisant ce système / support	1	2	3	4	5
10. J'ai eu besoin d'apprendre beaucoup de choses avant de pouvoir utiliser ce système / support	1	2	3	4	5

Annexe 3 – Grille de relevé des temps par sous-tâche

Mesures du temps de réalisation des sous-tâches

Nom	Tâche	Date

Mesures			Modalités	
			Sans AR	Avec AR
Sous-tâche	1	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	2	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	3	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	4	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	5	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	6	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	7	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	8	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	9	Compréhension		
		Action		
Sous-tâche	10	Compréhension		
		Action		

Observations complémentaires

Quentin LOIZEAU

Méthodologie de mise en œuvre d'un dispositif de réalité augmentée en milieu industriel : application à la maintenance

Résumé

La réalité augmentée (RA) se déploie progressivement dans l'industrie sur des tâches très spécifiques. Ce déploiement est freiné par le manque d'informations sur la valeur ajoutée réelle de la RA. Les travaux antérieurs soulignent son intérêt sur des tâches complexes où l'humain interagit avec de nombreuses informations. Cependant la valeur ajoutée de la RA en contexte industriel est difficile à démontrer sur ces tâches pour lesquelles il n'est pas possible de transposer des résultats observés en laboratoire et les expérimentations mobilisent de nombreuses ressources. Nous proposons un modèle de données permettant de caractériser les tâches de maintenance complexes et tenant compte de l'impact de la RA sur les performances et les utilisateurs pour l'entrainement d'algorithmes de classification à prédire cet impact avant déploiement. Nous expérimentons sur le terrain pour conduire l'évaluation des critères sélectionnés et collecter des données pour alimenter le processus de classification. Ces travaux mènent à la sélection des caractéristiques les plus pertinentes pour la prédiction de la valeur ajoutée de la RA sur des tâches de maintenance complexes.

Mots-clés : Réalité Augmentée, Maintenance, Modélisation, Critères d'évaluation, Tâches complexes, Classification, Industrie 4.0, Déploiement

Résumé en anglais

Augmented reality (AR) is gradually being deployed in industry on very specific tasks. This deployment is hampered by the lack of information on the real added value of AR. Previous work highlights its relevance on complex tasks where humans interact with a lot of information. However, the added value of AR in an industrial context is difficult to demonstrate on these tasks for which it is not possible to transpose results observed in the laboratory and the experiments mobilize many resources. We provide a data model for characterizing complex maintenance tasks, which considers the impact of AR on performance and users, for training classification algorithms to predict this impact before deployment. We are experimenting in the field to evaluate the selected assessment criteria and collect data to feed into the classification process. This work leads to the selection of the most relevant characteristics for the prediction of the added value of AR on complex maintenance tasks.

Keywords: Augmented Reality, Maintenance, Modeling, Evaluation criteria, Complex tasks, Classification, Industry 4.0, Deployment