



THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse 2 - Jean Jaurès

Présentée et soutenue par

Maxime DELMAS

Le 20 juin 2023

Ma voiture automatisée devrait-elle conduire comme moi ? Étude des effets de la personnalisation du style de conduite automatisé, en considération des niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite et des variables contextuelles de cette activité

École doctorale : **CLESCO - Comportement, Langage, Éducation, Socialisation, Cognition**

Spécialité : **Psychologie**

Unité de recherche :

CLLE - Unité Cognition, Langues, Langage, Ergonomie

Thèse dirigée par

Céline LEMERCIER et Valérie CAMPS

Jury

Mme Émilie LOUP-ESCANDE, Rapporteur

M. Jordan NAVARRO, Rapporteur

Mme Édith GALY-MARIÉ, Examinatrice

M. Loïc CAROUX, Examinateur

Mme Céline LEMERCIER, Directrice de thèse

Mme Valérie CAMPS, Co-directrice de thèse

REMERCIEMENTS

Mes premiers remerciements vont à mes directrices de thèse. Céline, tout d'abord, qui m'accompagne depuis le Master 2. Un grand merci pour ton encadrement à la fois chaleureux et exigeant, qui a fait ressortir de moi-même une version plus accomplie, et par conséquent plus sûre d'elle. Merci de m'avoir fait confiance, et de m'avoir laissé exprimer et mettre en œuvre mes idées statistico-anticonformistes. Je tiens également à remercier ma co-directrice Valérie, qui m'a accompagné tout au long de cette thèse. Un grand merci pour ton encadrement bienveillant, et les retours chirurgicaux que tu as fait sur mes productions écrites. Notre collaboration m'a permis de prendre conscience de l'intérêt et de la complexité du travail interdisciplinaire.

Je tiens à remercier le GIS neOCampus et sa présidente Marie-Pierre Gleizes, ainsi que la région Occitanie d'avoir financé cette thèse.

Merci à mes colocataires de bureau, Valentin et Robin. Valentin, je te dois énormément. Désolé de t'avoir harcelé de questions pendant toute la thèse. Robin, si tu lis ça, c'est que tu n'es pas en train de t'entraîner ! Retourne sur le *beastmaker*, le 8a t'attend. Plus sérieusement, ça a vraiment été stimulant d'être entouré de collègues qui partagent les mêmes valeurs.

Merci à mes autres collègues en psychologie : Dimitri, Quentin, Florian, Efsio, Jérémy. Merci aux actuels et anciens collègues du TIMH-Lab : Noé, Sharon, Colin, Eugénie, Aïsha, Émilie. Merci à mes réciteurs d'alphabet : Daniele (il ne pouvait être que 1^{er}), Océane, Mariame. Merci à Pierre-Vincent de m'avoir aidé sur le simulateur, et de m'avoir aidé à tenir mon jeune de jeux vidéo pendant la thèse (c'est faux, il a tout fait pour me faire replonger).

Il est difficile d'expliquer à quel point tous ces collègues, qui sont devenus pour la plupart des amis au cours de cette thèse, ont contribué à sa réussite.

Merci à tous mes collègues de grimpe, avec qui j'ai pu penser à autre chose que la thèse : Quentin, Sofia, JB, Livio, Robin, Mathilde.

Merci à ma famille, et en particulier à mes parents, de m'avoir donné confiance en moi et de m'avoir poussé à suivre la voie qui me plaisait. Merci de m'avoir soutenu pendant toutes ces années d'études.

Merci à mes amis d'enfance, Hakim et Martin, avec qui j'ai partagé un bout de chemin sur les bancs de l'Université. Merci à tous mes autres amis de longue date avec qui j'ai partagé de merveilleux moments pendant ces dernières années : Fabien, Calvin, Matthieu, Nathan, Élia, Iris, Cécilia, Roxanne, Mylène, Nico, Pierre, Thibault.

Un grand merci à Colin, Cécilia et Léna pour les relectures de ce manuscrit.

Merci aux personnes que je n'ai pas citées et qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse.

Enfin, Léna, merci d'être à mes côtés tous les jours. Merci tout simplement, *bibiri-kun*.

TABLE DES MATIÈRES

CONTEXTE DU PROJET DE THÈSE	9
INTRODUCTION GÉNÉRALE	11
1. Introduction	11
2. L'automatisation de la conduite automobile	12
2.1. L'activité de conduite manuelle	13
2.2. Classification des niveaux d'automatisation de la conduite	14
3. Promesses et périls de l'automatisation de la conduite	17
3.1. Les bénéfices attendus de l'automatisation de la conduite	17
3.1.1. Les bénéfices liés à la crise écologique	17
3.1.2. Les bénéfices liés au vieillissement de la population	18
3.1.3. Les bénéfices liés à la sécurité routière	19
3.2. Les difficultés au déploiement de l'automatisation de la conduite	20
3.2.1. La responsabilité juridique	20
3.2.2. L'interaction entre les voitures automatisées et les autres usagers de la route	21
3.2.3. L'équipement des infrastructures routières	21
3.2.4. Le goulot d'étranglement dans la coopération humain-système	22
3.2.5. L'acceptabilité des voitures automatisées	22
4. Conduite automatisée et style de conduite	23
4.1. Un style de conduite automatisé pour tous ?	25
4.1.1. Préférences de styles de conduite automatisés : les effets des variables individuelles	26
4.1.2. Préférences de styles de conduite automatisés : les effets de variables contextuelles	27
4.2. Un style de conduite automatisé pour chacun ?	28
4.2.1. Les effets de la personnalisation du style de conduite automatisé dans la littérature scientifique	28
4.2.2. Le modèle des zones de confort multiples (ZCM)	37
4.2.3. Les bénéfices de la personnalisation du style de conduite automatisé au travers du modèle des zones de confort multiples	38
4.2.4. Les bénéfices de la personnalisation du style de conduite automatisé pour les niveaux d'automatisation intermédiaires	40
5. Positionnement de la thèse	47
5.1. Limites de la littérature scientifique et objectifs de la thèse	47
5.2. Considérations méthodologiques	48
5.2.1. Types de protocole expérimentaux	48
5.2.2. Méthode de personnalisation du style de conduite automatisée	50
5.2.3. Opérationnalisation des styles de conduite automatisés	50
VALORISATION DES TRAVAUX MENÉS AU COURS DE CETTE THÈSE	53
ÉTUDE 1 - INFLUENCE DES VARIABLES ENVIRONNEMENTALES, VÉHICULAIRES ET INDIVIDUELLES SUR LE CONFORT DANS UNE VOITURE DE NIVEAU INTERMÉDIAIRE D'AUTOMATISATION : UNE ÉTUDE PAR SCÉNARIOS	57
1. Introduction	61
2. Method	63
2.1. Participants	63
2.2. Materials	64

2.2.1.	Scenarios	64
2.2.2.	Multidimensional Driving Style Inventory (MDSI)	66
2.2.3.	Traffic Locus of Control Scale (T-LOC)	66
2.3.	Procedure	67
2.4.	Data analysis	67
3.	Results	68
3.1.	Participants' characteristics	68
3.2.	Analyses conducted on the whole sample	70
3.3.	Cluster analyses	73
3.3.1.	Cluster 1: Trusting in automation	74
3.3.2.	Cluster 2: Averse to speed reduction	75
3.3.3.	Cluster 3: Risk averse	76
3.3.4.	Cluster 4: Mistrusting automation	76
4.	Discussion	77
5.	Conclusion	79

ÉTUDE 2 - MA VOITURE AUTOMATISÉE DEVRAIT-ELLE CONDUIRE COMME MOI ? ÉTUDE DES PRÉFÉRENCES DE VITESSE DES CONDUCTEURS-PASSAGERS DANS DIVERSES CONDITIONS DE CONDUITE **85**

1.	Introduction	89
1.1.	Background	89
1.2.	The present study	91
2.	Method	93
2.1.	Ethics statement	93
2.2.	Participants	93
2.3.	Materials	94
2.3.1.	Rationale	94
2.3.2.	Scenario composition	94
2.3.3.	Scenario instructions	95
2.4.	Procedure	95
2.5.	Hypotheses	96
2.6.	Data analyses	98
2.7.	Statistical power analyses	98
3.	Results	100
3.1.	Influence of the type of road, weather conditions and traffic congestion on reported manual driving speed	100
3.2.	Influence of the type of road, weather conditions and traffic congestion on preferred AC speed	102
3.3.	Equivalence tests: speed personalization desirability for automated driving according to the type of road, weather conditions and traffic congestion	104
3.4.	Relationship between trust in automated cars and the difference between speeds	106
4.	Discussion and conclusion	106

ÉTUDE 3 : STYLES DE CONDUITE AUTOMATISÉS PERSONNALISÉS : UNE APPROCHE PROMETTEUSE POUR AMÉLIORER L'EXPÉRIENCE ET LES PERFORMANCES DES CONDUCTEURS-PASSAGERS DANS LE CADRE DE LA CONDUITE AUTOMATISÉE DE NIVEAU INTERMÉDIAIRE **115**

1.	Introduction	119
2.	Method	122

2.1.	Ethics statement _____	122
2.2.	Participants _____	122
2.3.	Material _____	123
2.3.1.	Facilities and simulated environments _____	123
2.3.2.	Questionnaires _____	125
2.3.3.	Takeover performance metrics _____	126
2.4.	Procedure _____	129
2.5.	Hypotheses _____	131
2.6.	Data analyses _____	132
2.7.	Statistical power analyses _____	133
3.	Results _____	134
3.1.	Relationship between automated driving-style, automated driving perceived safety and overall comfort (H1) _____	134
3.2.	Relationship between automated driving-style, trust in automated cars and automated driving perceived safety (H2) _____	134
3.3.	Relationship between automated driving-style, takeover perceived safety and overall comfort (H3) _____	135
3.4.	Influence of automated driving-style on brake use and maximum force (H4) _____	136
3.5.	Influence of automated driving-style on resulting maximum negative longitudinal acceleration during takeover (H5) _____	136
3.6.	Influence of automated driving-style on speed variability during takeover (H6) _____	136
3.7.	Exploratory performance analyses _____	136
4.	Discussion and conclusion _____	137
DISCUSSION ET CONCLUSION GÉNÉRALES _____		145
1.	Synthèse des résultats principaux _____	145
1.1.	Étude 1 _____	145
1.2.	Étude 2 _____	147
1.3.	Étude 3 _____	148
2.	Apports théoriques transversaux de la thèse _____	149
3.	Apports méthodologiques transversaux de la thèse _____	151
4.	Apports de l'approche ergonomique dans la conception du comportement des voitures automatisées _____	153
5.	Perspectives de recherche _____	155
5.1.	Prise en compte du point de vue des autres passagers _____	156
5.2.	Prise en compte du point de vue des autres usagers de la route _____	157
5.3.	Prise en compte des styles de conduite inadaptés _____	157
5.4.	Prise en compte des variables de conduite constituant le style de conduite automatisé _____	158
5.5.	Prise en compte et opérationnalisation de la confiance _____	159
6.	Conclusion _____	159
RÉFÉRENCES _____		161

CONTEXTE DU PROJET DE THÈSE

Cette thèse a été financée à 50% par le Groupement d'Intérêt Scientifique [GIS] neOCampus, et à 50% par la région Occitanie. À son lancement en 2013, l'opération scientifique neOCampus a rassemblé 11 laboratoires de l'Université Toulouse III - Paul Sabatier. Ces laboratoires se sont unis dans l'objectif de croiser leurs compétences, afin d'améliorer le confort au quotidien pour l'ensemble de la communauté universitaire, tout en diminuant l'empreinte écologique des bâtiments et en réduisant les coûts de fonctionnement. Le projet a depuis évolué, et présente désormais la forme d'un GIS, intégrant 19 laboratoires et centres de recherche, 13 organisations, 2 pôles de compétitivité et plusieurs partenaires industriels. Le cadre du projet est aujourd'hui plus large qu'à sa création, et inclut parmi ses membres le laboratoire Cognition, Langues, Langage, Ergonomie, spécialisé entre autres en psychologie cognitive et ergonomique, au sein duquel a été réalisée cette thèse.

Parmi ses nombreux axes de recherche, le GIS neOCampus s'intéresse à la mobilité, et à l'interdisciplinarité pour la conception de services et produits innovants. Ce projet de thèse s'inscrit dans cette lignée, en se saisissant de l'un des objets phares de la mobilité innovante : les Voitures Automatisées [VA]. Ces voitures, capables d'assurer partiellement ou entièrement sans intervention humaine l'activité de conduite, promettent de nombreux bénéfices pour la société, tels que la réduction de l'empreinte carbone de ces véhicules, ou la réduction du nombre d'accidents de la route (Hartwich et al., 2018). Toutefois, la réalisation de ces bénéfices est conditionnée par l'acceptabilité de cette technologie (Bel, 2016). L'objectif général de cette thèse est d'approfondir les connaissances que nous avons de l'interaction entre les humains et les VA, afin d'améliorer leur acceptabilité, et ainsi contribuer à ce que leur déploiement dans le paysage routier soit réussi.

Une partie de l'éventail des VA circule déjà sur les routes : il s'agit de véhicules capables de prendre en charge l'activité de conduite de manière partielle, comme par exemple les voitures Tesla équipées du système *Autopilot*, ou plus récemment les voitures Mercedes-Benz équipées du système

DRIVE PILOT. Les travaux menés au cours de cette thèse permettent d'étendre nos connaissances sur l'interaction entre les humains et ces véhicules. Les VA capables de prendre en charge l'activité de conduite de manière totale, quant à elles, pourraient ne pas être accessibles au grand public avant plusieurs années (Litman, 2023). Les résultats mis en évidence au cours de cette thèse peuvent aider à anticiper les besoins futurs des humains au regard de ces véhicules. Cette thèse se situe ainsi dans une démarche à la croisée des chemins entre méthode expérimentale et méthode prospective (Loup-Escande & Loup, 2021).

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1. Introduction

Selon Parasuraman et Riley (1997), l'automatisation se définit comme l'exécution par une machine, généralement un ordinateur, d'une fonction préalablement prise en charge par un humain. Dans les sociétés modernes, la part d'activités de la vie quotidienne partiellement ou entièrement soutenues par des processus automatisés est considérable. Cela va du mixeur qui broie nos ingrédients, au détecteur de mouvement qui allume la lumière lors de notre passage, jusqu'au robot-aspirateur qui nettoie notre appartement. En dehors de nos foyers, l'automatisation est également présente dans le domaine des transports. En 2023, la majorité des avions commerciaux sont équipés de systèmes de pilotage automatique ; le métro de Toulouse, tout comme le *SkyTrain* de Vancouver ou la *New Transit Yurikamome* de Tokyo, amènent chaque jour leurs passagers à destination sans conducteurs humains.

La conduite automobile n'échappe pas non plus à ces développements technologiques. La première présentation au grand public d'un système d'automatisation de la conduite automobile remonte aux années 1925, où l'entreprise Houdina Radio Control fait la démonstration de son « *American Wonder* » dans les rues de New York (Time Magazine, 1925). Il s'agit d'une Chandler 1926, équipée d'une antenne recevant des impulsions radio provenant de la voiture qui la précède. Ces impulsions activent alors de petits moteurs électriques qui dirigent chaque mouvement du véhicule.

Depuis, la technologie ne cesse de progresser, permettant le développement de systèmes d'automatisation de la conduite toujours plus complexes, et promettant de profonds changements dans la mobilité (Navarro, 2019). L'émergence de voitures automatisées capables d'assurer entièrement et en toutes circonstances l'activité de conduite n'est cependant pas encore une réalité. De récentes analyses portant sur l'implémentation de tels systèmes prédisent en effet une disponibilité pour le grand public autour des années 2030, mais avec des performances limitées et des

coûts élevés (Litman, 2023). Ces analyses prédisent également qu'il faudra attendre les années 2060 pour que ces systèmes deviennent une fonctionnalité standard incluse dans la plupart des nouveaux véhicules (Litman, 2023).

Malgré ces incertitudes, un palier historique a tout de même été franchi le 17 mai 2022 par Mercedes-Benz. La marque a effectivement mis sur le marché les premières voitures équipées du système *DRIVE PILOT*, permettant à leur conducteur de se consacrer à des activités annexes pendant que le système de conduite automatisé est activé (Mercedes me media, 2022) (Figure 1).

Figure 1. Voiture automatisée de Mercedes-Benz assurant l'activité de conduite pendant que l'humain derrière le volant joue à un jeu vidéo



Image : Mercedes-Benz AG

2. L'automatisation de la conduite automobile

D'un point de vue technologique, le niveau d'automatisation d'une voiture peut être représenté sous forme de paliers. L'activité de conduite peut être entièrement prise en charge par l'humain (absence d'automatisation) ou par le système (automatisation totale). Entre ces deux bornes,

le système n'est que partiellement capable de prendre en charge l'activité de conduite, ce qui est par exemple le cas des véhicules mis sur le marché par Mercedes-Benz. Nous allons dans un premier temps voir ce qu'implique l'activité de conduite manuelle pour l'humain, afin de mieux comprendre par la suite en quoi les différents niveaux d'automatisation modifient cette activité.

2.1. L'activité de conduite manuelle

La modélisation du comportement des conducteurs possède une longue histoire, et il existe une large palette de modèles qui traitent des différents aspects de la conduite (Engström & Hollnagel, 2007). Deux grands types de modèles sont distingués par Michon (1985) : d'une part, les modèles taxonomiques, tels que les analyses de tâche (voir p. ex., McKnight & Adams, 1970), consistant en un « inventaire de faits », et ne considérant pas de relations dynamiques entre leurs composantes ; d'autre part, les modèles fonctionnels, prenant cette fois-ci en considération ces relations dynamiques.

Parmi les modèles fonctionnels, les modèles hiérarchiques permettent une bonne illustration de ce qu'implique l'activité de conduite manuelle pour l'humain, en la représentant sous la forme d'un ensemble de sous-tâches organisées hiérarchiquement. En considérant les limites des modèles précédents, Hollnagel, Nåbo et Lau (2003) ont développé le Modèle de Contrôle Étendu [MCE], qui propose une description hiérarchique des objectifs liés à la conduite. L'une des caractéristiques principales de ce modèle est qu'il considère que, lors de la conduite normale, les objectifs/cibles des processus de contrôle d'une strate donnée dans la hiérarchie sont déterminés par les processus de contrôle de la strate au-dessus. Dans sa dernière version, le MCE distingue quatre strates de contrôle (Engström & Hollnagel, 2007) :

- **Ciblage** : sur la strate de « ciblage » du MCE, le conducteur détermine les objectifs généraux de la tâche de conduite, en choisissant par exemple la destination du trajet. Les processus de contrôle

engagés pour déterminer ces objectifs sont généralement mis en œuvre avant le trajet, prennent peu de temps, mais exigent beaucoup de ressources attentionnelles de la part du conducteur.

- **Surveillance** : les objectifs généraux fixés sur la strate de ciblage déterminent les cibles de la strate de « surveillance » du MCE. Les processus de contrôle engagés peuvent être de deux types. Ils peuvent être continus et très exigeants en ressources attentionnelles, ce qui est par exemple le cas lorsque le conducteur surveille les panneaux de signalisation pour suivre la bonne direction. Les processus de contrôle engagés peuvent également être intermittents, et exiger peu de ressources attentionnelles de la part du conducteur, comme lorsque ce dernier surveille le niveau du réservoir d'essence.
- **Régulation** : conformément aux plans définis sur la strate de la surveillance, des processus conscients sont mis en œuvre sur la strate de « régulation », visant à manipuler la position du véhicule par rapport aux autres éléments de la route, et en particulier à maintenir des distances de sécurité suffisantes. Ces processus exigent beaucoup de ressources attentionnelles de la part du conducteur lorsque les manœuvres ne sont pas familières, et peuvent être engagés très fréquemment dans des situations de grande complexité routière, comme par exemple en centre-ville.
- **Suivi** : des processus automatiques, compensatoires et continus sont mis en œuvre au niveau de la strate de « suivi », pour assurer le suivi des actions choisies sur la strate de la régulation. Ces processus sont par exemple impliqués lorsque le conducteur réduit la vitesse du véhicule afin de s'adapter à des ralentissements du trafic.

2.2. Classification des niveaux d'automatisation de la conduite

Un système de conduite automatisé est un système qui prend en charge tout ou une partie des processus impliqués dans les quatre strates de contrôle du MCE. La part de l'activité de conduite prise en charge par le système dépend de son niveau d'automatisation, qui peut être représenté sous

forme de paliers. C'est ce que fait la classification des niveaux d'automatisation de la conduite SAE, qui est la taxonomie la plus utilisée dans l'industrie depuis son lancement en 2014 (SAE International, 2021). Cette classification, axée sur les capacités de la technologie, considère six niveaux d'automatisation de la conduite (Figure 2). Ces niveaux diffèrent par qui, du système automatisé ou de l'humain, est en charge de l'exécution du contrôle longitudinal et latéral du véhicule, de la surveillance de l'environnement de conduite et de la gestion des limites du système :

- **Au niveau 0 SAE**, le système peut au mieux fournir au conducteur une assistance momentanée (p. ex., freinage d'urgence) ou des avertissements (p. ex., alerte de changement de voie).
 - À ce niveau, le conducteur est en charge des processus de contrôle mis en œuvre à chacune des strates du MCE, et le système peut apporter une aide sur la strate de suivi de manière temporaire (p. ex., lors d'un freinage d'urgence).
- **Au niveau 1 SAE**, le système peut prendre en charge le contrôle longitudinal (accélération et freinage) **ou** le contrôle latéral (mouvements du volant).
 - À ce niveau, les processus de contrôle engagés sur la strate de suivi du MCE sont répartis entre le conducteur et le système, chacun assurant une part du contrôle du véhicule.
- **Au niveau 2 SAE**, le système peut prendre en charge le contrôle longitudinal **et** latéral. Quand le système est activé, l'humain derrière le volant passe du rôle de conducteur à passager, et doit surveiller l'environnement. Il doit également se tenir prêt à reprendre le contrôle du véhicule si le système atteint ses limites.
 - À ce niveau, l'humain derrière le volant n'est plus en contrôle du véhicule, et il est donc retiré des strates de suivi et de régulation du MCE.
- **Au niveau 3 SAE**, l'humain derrière le volant n'est plus obligé de surveiller l'environnement pendant que le système prend en charge le contrôle du véhicule. Il doit tout de même être en capacité de reprendre le contrôle du véhicule lorsque celui-ci atteint ses limites.
 - À ce niveau, puisqu'il n'a plus la nécessité de surveiller l'environnement, l'humain derrière le volant est également retiré en partie de la strate de surveillance du MCE. Il peut vérifier

par moments le niveau de charge restant du véhicule par exemple, mais n'est pas tenu, contrairement au niveau 2 SAE, de surveiller les panneaux de signalisation.

- En raison de son alternance de rôle entre conducteur et passager au cours du trajet, l'humain derrière le volant de véhicules de niveaux 2-3 SAE est qualifié de « conducteur-passager » dans la suite de cette thèse.
- **Aux niveaux 4 et 5 SAE**, le système peut prendre en charge le contrôle du véhicule ainsi que la surveillance de l'environnement, et ne sollicitera pas l'humain pour reprendre le contrôle. Il est possible que le véhicule ne dispose ni de pédalier, ni de volant. La différence entre les niveaux 4 et 5 SAE réside dans la capacité du système à assurer l'activité de conduite dans des situations de conduite limitées (niveau 4 SAE) ou illimitées (niveau 5 SAE).
 - Pour ces deux niveaux, l'implication de l'humain ne se limite plus qu'à la strate de ciblage du MCE, où il va par exemple choisir une destination auprès d'un taxi automatisé.

Cette thèse est focalisée sur les voitures de niveaux 2-3 SAE, qualifiés de « niveaux intermédiaires » dans la suite de la thèse. Ces niveaux d'automatisation sont au centre de notre attention pour deux raisons principales. D'une part, ils ont pour point commun de nécessiter que le conducteur-passager prenne en charge les limites du système. Comme nous allons le voir plus tard dans l'introduction générale, cette spécificité soulève de nombreuses questions du point de vue de la coopération entre le conducteur-passager et la Voiture Automatisée [VA]. D'autre part, ces véhicules représentent les systèmes automatisés de conduite les plus avancés disponibles sur le marché aujourd'hui. Depuis le 17 mai 2022, le déploiement des voitures de niveau 3 SAE n'est plus une fiction mais une réalité, et il est nécessaire de développer notre compréhension de l'interaction entre les humains et ces systèmes.

Figure 2. Classification des niveaux d'automatisation de la conduite selon la *SAE International* (traduit et adapté de SAE International (2021))

NIVEAU 0	NIVEAU 1	NIVEAU 2	NIVEAU 3	NIVEAU 4	NIVEAU 5
Vous conduisez lorsque ces fonctions d'aide à la conduite sont activées, même si vous n'avez pas les pieds sur les pédales et que vous ne dirigez pas le véhicule			Vous ne conduisez pas lorsque ces fonctions de conduite automatisée sont activées, même si vous êtes assis dans le « siège du conducteur »		
Vous devez surveiller en permanence ces fonctions d'aide. Vous devez diriger, freiner ou accélérer si nécessaire pour maintenir la sécurité			Quand la fonction le demande, vous devez conduire	Ces fonctions de conduite automatisée n'exigent pas que vous repreniez le contrôle de la conduite	
Fonctions d'aide à la conduite			Fonctions de conduite automatisée		
Ces fonctions se limitent à des avertissements et à une assistance momentanée	Ces fonctions fournissent au conducteur une aide à la direction OU au freinage/à l'accélération	Ces fonctions fournissent au conducteur une aide à la direction ET au freinage/à l'accélération	Ces fonctions peuvent conduire le véhicule dans des conditions limitées et ne fonctionneront que si toutes les conditions requises sont réunies	Cette fonction peut conduire le véhicule dans toutes les conditions	
- Freinage d'urgence automatique - Alerte d'angle-mort - Alerte de changement de voie	Centrage de voie OU Radar de régulation de distance	Centrage de voie ET Radar de régulation de distance	- Mercedes-Benz DRIVE PILOT	- Taxi local sans conducteur - Les pédales/le volant peuvent ne pas être installés	- Identique au niveau 4, mais la fonction permet de conduire partout et dans toutes les conditions

3. Promesses et périls de l'automatisation de la conduite

3.1. Les bénéfices attendus de l'automatisation de la conduite

Le développement de l'automatisation de la conduite est motivé par différents bénéfices attendus. Évoquée depuis des décennies déjà, on peut par exemple citer la possibilité laissée au conducteur de libérer du temps pour d'autres activités que la conduite, et pour éventuellement se relaxer (Novak, 2007). Au-delà de cet aspect de confort cependant, le développement de l'automatisation de la conduite automobile est aujourd'hui motivé par des bénéfices répondant à plusieurs grands défis auxquels font face nos sociétés modernes.

3.1.1. Les bénéfices liés à la crise écologique

Pour commencer, nous faisons face à une crise écologique sans précédent, pouvant être considérée comme « le plus grand défi de l'histoire de l'humanité » (Barrau, 2019). Les transports y

jouent un rôle important, puisque ce domaine a par exemple représenté 43% des émissions de CO₂ en France en 2019 (International Energy Agency, 2021). D'après l'Agence Européenne pour l'Environnement (2022), les voitures personnelles ont représenté la majorité des émissions de CO₂ (60,6%) des transports en Europe en 2019.

L'automatisation de la conduite automobile pourrait participer à la transition écologique. D'une part, en réduisant la consommation d'énergie des voitures de 4 à 10%, grâce à des accélérations et des décélérations plus fluides que celles d'un conducteur humain (Anderson et al., 2016). D'autre part, les véhicules automatisés pourraient permettre de réduire la pollution par l'utilisation d'énergies alternatives, telles que l'électricité. En 2019 en France, seulement 12% des émissions de CO₂ peuvent être attribuées à la production de cette énergie (International Energy Agency, 2021), et ce grâce à l'utilisation importante de centrales nucléaires (RTE, 2019), permettant une production d'énergie décarbonée.

3.1.2. Les bénéfices liés au vieillissement de la population

Le vieillissement de la population est un autre grand défi auquel font face les sociétés modernes. Ce phénomène connaît une accélération en France depuis 2011, due à l'arrivée à l'âge de 65 ans des générations nées après la Seconde Guerre mondiale (Insee Références, 2020), mais également à la baisse des taux de natalité et aux progrès de la médecine. Cela implique la présence d'une part croissante de conducteurs âgés sur les routes, plus à risque d'être impliqués dans des accidents de la route (Polders et al., 2015). Par ailleurs, lorsque les conditions de santé ne le permettent plus, une partie de ces personnes âgées cesse complètement de conduire, alors qu'elles ont toujours besoin de se déplacer (Hakamies-Blomqvist & Wahlström, 1998).

L'utilisation de systèmes automatisés de conduite pourrait permettre d'aider à compenser le déclin fonctionnel des conducteurs lié à l'âge (Hartwich et al., 2018) en prenant en charge une partie ou la totalité de l'activité de conduite. Étant donné l'importance de la mobilité individuelle pour

maintenir l'indépendance et les contacts avec la société durant la vieillesse, l'automatisation de la conduite pourrait participer à un processus de vieillissement sain, à la fois sur le plan physique et psychologique (Hartwich et al., 2018). Cette avancée technologique pourrait par exemple faciliter l'accès des personnes âgées aux activités sociales, aux commerces et aux services médicaux (Hartwich et al., 2018).

3.1.3. Les bénéfices liés à la sécurité routière

En 2018 dans le monde, 1,35 millions de personnes ont perdu la vie sur les routes, soit près de 3700 personnes par jour, et les accidents de la route ont été la première cause de décès pour les personnes âgées de 5 à 29 ans (World Health Organisation, 2018). La conduite représente donc un enjeu majeur de santé publique. En 2020, en réponse à cette problématique, l'Assemblée générale des Nations Unies a fixé comme objectif pour 2021-2030 la réduction minimale de 50% du nombre total de morts et de blessés dus aux accidents de la route (A/RES/74/299).

L'atteinte de cet objectif pourrait être facilitée par le développement de l'automatisation de la conduite. Il a été montré que dans la quasi-totalité des accidents de la route impliquant des véhicules légers, le conducteur humain est identifié comme raison critique dans l'accident (National Highway Traffic Safety Administration, 2018). Cela ne signifie pas qu'il en est la cause, mais plutôt qu'il est l'élément responsable de la dernière défaillance dans la chaîne causale des événements menant à l'accident. Dans la plupart des cas, cela peut être attribué à des erreurs de reconnaissance (p. ex., d'inattention) ou de décision (p. ex., conduite trop rapide dans un virage). Automatiser une partie ou l'entièreté de l'activité de conduite automobile pourrait permettre d'atténuer ou de retirer la part d'erreur humaine de cette activité, et donc les probabilités d'accident.

3.2. Les difficultés au déploiement de l'automatisation de la conduite

Comme nous venons de le voir, le développement de l'automatisation de la conduite promet des bénéfices répondant, en plus des aspects de confort, à plusieurs défis majeurs de nos sociétés modernes : la crise écologique, le vieillissement de la population ainsi que la sécurité sur les routes. Afin que ces bénéfices puissent se concrétiser, le déploiement des voitures automatisées doit être réussi. Comme nous allons le voir cependant, déployer ce type de véhicules dans les infrastructures routières actuelles soulève de nombreuses questions.

3.2.1. La responsabilité juridique

Dans un premier temps, le déploiement des voitures automatisées soulève la question de la responsabilité du comportement du véhicule lorsque le système est en charge de l'activité de conduite. En 2016, un accident mortel impliquant un utilisateur du système automatisé de conduite *Autopilot* de Tesla (niveau 2 SAE) a suscité un grand débat sur la responsabilité de l'accident entre l'utilisateur et le constructeur. L'enquête a finalement révélé une mauvaise utilisation du système automatisé de la part du conducteur, ce dernier ayant ignoré de nombreuses alertes (Shepardson, 2017).

Pour les véhicules de niveaux 3-5 SAE, dans lesquels le conducteur passager n'est pas tenu de surveiller l'environnement, il est difficilement imaginable que le constructeur ne soit pas tenu responsable du comportement du véhicule pendant la conduite automatisée. Le seul exemple à ce jour est celui de Mercedes-Benz, qui a déclaré prendre la totale responsabilité légale si un accident survient à cause d'un défaut technologique de son système *DRIVE PILOT* de niveau 3 SAE (Mullen, 2022). Bien que cela soit inédit, les risques pris par la marque ne sont toutefois pas très élevés, puisque son système ne fonctionne pour l'instant qu'en dessous de 60 km/h, par beau temps, sans feux de signalisation, ronds-points ou autres systèmes de contrôle de la circulation, sans zones de construction et sur des autoroutes à accès limité (Bell, 2022).

3.2.2. *L'interaction entre les voitures automatisées et les autres usagers de la route*

En revanche, l'utilisation de VA en centre-ville relève d'un autre niveau de complexité. Elle soulève la question de la cohabitation entre ces nouveaux types de véhicules et les autres usagers de la route, en particulier les usagers vulnérables (Tabone et al., 2021). En conduite manuelle, l'interaction entre les automobilistes et les autres usagers de la route repose en partie sur des modalités de communication non-verbale, telles que des échanges de regards ou des gestes des mains (p. ex., Rasouli et al., 2017).

Il est donc impératif de trouver des solutions pour que le comportement des VA soit correctement interprété en l'absence de ces modalités de communication, par exemple si l'humain derrière le volant d'un véhicule de niveau 3-5 est en train de lire. L'une des solutions principales proposée par les industriels et les chercheurs consiste en l'utilisation d'interfaces humain-système externes au véhicule (Sahaï et al., 2022), telles que la présentation de messages textuels sur le véhicule, ou encore la projection de passage piétons devant le véhicule (Bazilinskyy et al., 2019 ; Bazilinskyy et al., 2023). Cependant, la mise en place de ces solutions est également assortie de difficultés liées à des questions pratiques de lisibilité, de faisabilité technique ou de responsabilité (Bazilinskyy et al., 2019).

3.2.3. *L'équipement des infrastructures routières*

Un autre frein au déploiement de niveaux plus élevés d'automatisation concerne les infrastructures routières actuelles. En effet, celles-ci ne sont aujourd'hui pas adaptées à des flottes de véhicules automatisés et interconnectés, nécessitant une adaptation des réseaux de télécommunication pour gérer la quantité de données supplémentaires et leur sécurisation (Perrotto et al., 2020).

Dans le monde, plusieurs initiatives voient le jour, telles que le projet de corridor dédié aux véhicules automatisés proposé par l'État du Michigan (Michigan Department of Transportation, 2020).

Celui-ci doit permettre à des véhicules automatisés de circuler en étant connectés à la fois aux autres véhicules circulant sur la route, mais également à l'infrastructure elle-même.

3.2.4. Le goulot d'étranglement dans la coopération humain-système

Le développement de l'automatisation de la conduite suit une logique techno-centrée, axée sur les capacités de la technologie. Cela est par exemple reflété par les classifications utilisées, telles que celle de la SAE, indiquant ce que la technologie est capable de faire, et ce qu'il reste à prendre en charge à l'humain. Toutefois, afin que ce dernier ne soit pas le goulot d'étranglement dans sa coopération avec le système, il est nécessaire de prendre en considération les limites de ses capacités, en termes de traitement de l'information par exemple.

Cette prise en considération est particulièrement essentielle lorsque l'humain délègue tout ou partie du contrôle du véhicule au système. Dans des véhicules de niveaux d'automatisation intermédiaires en particulier, le conducteur-passager sort partiellement ou entièrement de la « boucle » de contrôle de la conduite pendant que le système est activé (Merat et al., 2019). Cela peut avoir des conséquences négatives sur la conscience de la situation routière du passager-conducteur par exemple, et *in fine* sur sa capacité à reprendre le contrôle du véhicule lorsque cela est nécessaire. Stanton et al. (2001) ont par exemple montré qu'en situation de freinage d'urgence d'un véhicule suivi, le nombre de collisions a été quatre fois plus élevé lorsque les participants utilisaient un système automatisé de conduite de niveau 3 SAE qu'en conduite manuelle. La prise en considération des limites des capacités de l'humain est donc essentielle pour éviter que l'automatisation de la conduite ne crée plus de situations accidentogènes qu'elle n'en évite.

3.2.5. L'acceptabilité des voitures automatisées

De manière plus générale, le déploiement de l'automatisation de la conduite automobile soulève la question de l'acceptabilité sociale de cette technologie. Effectivement, il s'agit d'un enjeu

déterminant pour une implémentation réussie (Bel, 2016), et elle se place en tant que condition préalable aux bénéfices attendus de cette technologie (Najm et al., 2006).

La question de l'acceptabilité des véhicules automatisés a fait l'objet en 2019 d'une monographie au niveau national en France (Bel et al., 2019). Cette synthèse met tout d'abord en évidence que la plupart des enquêtes d'opinion et d'études scientifiques recensées s'intéressent à l'acceptabilité *a priori* des véhicules automatisés. Ces véhicules étant nouveaux et peu répandus, il est effectivement difficile de s'intéresser à leur acceptation (c.-à-d. leurs premiers usages) ou à leur appropriation (c.-à-d. leur usage inscrit dans les habitudes de vie) (Terrade et al., 2009). Cette monographie met également en évidence le fait que l'acceptabilité des VA est inférieure à celle des navettes automatisées, en raison du changement de rôle imposé à l'humain, passant de conducteur à passager dans le cas de la voiture. Par ailleurs, l'analyse révèle que la confiance dans l'usage de ces véhicules constitue la dimension centrale d'une bonne acceptabilité. Cette confiance concerne à la fois la sécurité technique et la fiabilité du système, mais également la sécurité des personnes. La synthèse montre ensuite que l'acceptation des véhicules automatisés est supérieure à leur acceptabilité *a priori* (c.-à-d. avant les premiers usages), en raison d'un début d'ancrage dans les habitudes de mobilité. Elle montre également que l'acceptabilité de ces véhicules est bien plus importante pour les habitants des métropoles et grandes villes françaises que pour les habitants des zones peu denses. Enfin, la monographie met en évidence que l'acceptabilité des véhicules automatisés dépend de leur niveau d'automatisation ; les véhicules de niveaux 4-5 SAE sont par exemple préférés sur autoroute, alors que les niveaux d'automatisation intermédiaires le sont en centre-ville.

4. Conduite automatisée et style de conduite

Une partie des leviers permettant d'appréhender les difficultés liées au déploiement de l'automatisation de la conduite automobile explicitées ci-dessus réside dans l'étude de l'interaction

entre les humains et les VA, essentielle pour faire face à la complexité croissante de cette technologie (de Winter & Hancock, 2021). Cette interaction peut être principalement considérée selon deux perspectives : d'une part, la perspective de l'interaction entre les différents usagers de la route (piétons, cyclistes, conducteurs de voitures manuelles, etc.) et la VA, et d'autre part celle de l'interaction entre les humains à l'intérieur de l'habitacle et la VA. **Le présent travail de thèse s'inscrit dans cette seconde perspective.**

Dans celle-ci, le rôle de l'humain passe de celui de conducteur à celui de passager lorsqu'une VA prend en charge l'activité de conduite. Il est donc essentiel de s'intéresser à la littérature scientifique portant sur le passager, et sur les variables pouvant influencer son expérience, afin de l'optimiser en conduite automatisée. Dans le cadre de cette thèse, l'« expérience » fait référence au concept d'« expérience utilisateur », défini comme les « perceptions et réactions d'un utilisateur qui résultent de l'utilisation effective et/ou anticipée d'un système, produit ou service » (International Standardization Organization, 2019).

La littérature scientifique portant sur l'expérience du passager est composée de très peu d'études (Ittner et al., 2020). Dans l'une d'entre-elles, Ittner et al. (2020) se sont par exemple intéressés, par le biais de questionnaires, à l'expérience rapportée d'individus ayant été passagers à l'avant du véhicule en conduite manuelle. Leurs résultats montrent que l'inconfort a été un problème fréquent pour ces passagers, et que les deux raisons principales à cet inconfort sont la conduite rapide et la conduite avec de faibles distances de sécurité. Ces résultats sont stables, en dépit du type de conducteur, qu'il s'agisse d'un membre de la famille ou d'un chauffeur de taxi par exemple. Deux autres enquêtes menées sur le sujet pointent également dans la même direction (Ellinghaus et Schlag, 2001 ; Innofact Ag pour AutoScout24, 2013) : en conduite manuelle, le confort des passagers est principalement influencé par le style de conduite du conducteur. Celui-ci peut être défini comme la manière dont les individus choisissent de conduire, et leurs habitudes de conduite qui se sont établies au fil des années (Elander et al., 1993). Cela comprend par exemple le choix de la vitesse de conduite,

les seuils utilisés pour dépasser, les distances de sécurité, ou encore la propension à commettre des infractions au code de la route.

4.1. Un style de conduite automatisé pour tous ?

Tout comme pour les conducteurs humains, le comportement de conduite des VA peut être défini en termes de style de conduite. Sur la base des éléments de définition du style de conduite manuel, le Style de Conduite Automatisé [SCA] peut être considéré comme le paramétrage des variables de conduite implémentées dans le système : vitesse, accélérations, comportement du volant, distances de sécurité, etc. Motivées par les résultats mis en évidence en conduite manuelle (Ellinghaus et Schlag, 2001 ; Innofact Ag pour AutoScout24, 2013 ; Ittner et al., 2020), plusieurs études se sont intéressées au paramétrage du SCA comme levier d'amélioration de l'expérience des passagers pendant la conduite automatisée. L'une des finalités de cette ligne de recherche pourrait être la mise en évidence d'un SCA unique, permettant une expérience optimale pour tous les passagers.

Toutefois, comme nous allons le voir dans les deux prochaines sections, les résultats mis en évidence par ces études semblent difficilement généralisables. Tout d'abord, ces dernières ne comparent que très rarement le paramétrage d'une seule variable de conduite. Les auteurs considèrent plutôt des ensembles de variables, qui sont ensuite qualifiées selon leur paramétrage (p. ex., SCA « défensif », « dynamique », etc.). D'une étude à l'autre cependant, pour un même qualificatif de SCA, les variables de conduite considérées et leur paramétrage diffèrent. L'autre barrière principale à la généralisation des résultats mis en évidence par ces études concerne le fait que les préférences de paramétrage du SCA semblent varier au regard de deux grands types de variables : d'une part, au regard de variables *individuelles*, relatives aux traits de personnalité de l'humain derrière le volant par exemple, et d'autre part, au regard de variables *contextuelles* de l'activité de conduite. Ces dernières sont considérées dans cette thèse comme un terme parapluie, englobant les différentes variables extérieures à l'humain derrière le volant, et inhérentes à l'activité

de conduite : type de route, conditions météorologiques, niveau de congestion routière, conditions de luminosité, etc. **Une partie de ce travail de thèse est dédiée à l'étude plus approfondie de l'effet de ces deux types de variables (individuelles et contextuelles) sur l'expérience de l'humain pendant la conduite automatisée (étude 1).**

4.1.1. Préférences de styles de conduite automatisés : les effets des variables individuelles

Concernant les variables individuelles, Manchon et al. (2021) ont montré que la confiance à l'égard de l'automatisation de la conduite pouvait jouer un rôle sur les préférences de paramétrage du SCA. Dans leur étude, lors de l'interaction avec un SCA « négatif », adoptant une conduite brusque, les participants ayant un niveau de confiance initial faible à l'égard de l'automatisation de la conduite ont rapporté une baisse de confiance plus importante que les participants ayant un niveau de confiance initial élevé.

Les préférences de paramétrage du SCA pourraient également dépendre de l'âge de l'humain derrière le volant. Dans Beggiato et al. (2020), les participants ont été conduits automatiquement par un véhicule adoptant plusieurs SCA dans des environnements routiers variés. Leurs résultats montrent que le plaisir ressenti pendant le trajet a été plus faible pendant la conduite automatisée que pendant la conduite manuelle pour les jeunes conducteurs, mais considérablement plus élevé pour les passagers plus âgés. En outre, ces derniers ont eu tendance à se sentir plus à l'aise avec un SCA « défensif », paramétré avec une vitesse plus faible, des accélérations plus douces et des décélérations plus précoces. Leurs résultats montrent également que dans les situations d'intersection régulée par des feux de circulation, les conducteurs plus âgés ont été nettement moins à l'aise que les jeunes. Leurs résultats montrent enfin que le confort en conduite automatisée semble également dépendre des traits de personnalité de l'humain derrière le volant : dans leur étude, un confort plus élevé a été associé à des scores d'extraversion (actif, optimiste, social) plus élevés et un besoin de contrôle moins

important. À l'inverse un confort moins élevé a été associé à des scores de neuroticisme (anxiété, nervosité, incertitude) plus élevés.

4.1.2. Préférences de styles de conduite automatisés : les effets de variables contextuelles

En plus de varier au regard de variables individuelles, les préférences de paramétrage du SCA peuvent aussi dépendre de variables contextuelles. Bellem et al. (2016) ont par exemple demandé aux participants de conduire manuellement sur autoroute, routes rurales et routes urbaines, en adoptant tour à tour un style de conduite de « tous les jours », « confortable », ou « dynamique ». L'objectif de leur étude était de mettre en évidence des variables de conduite permettant d'améliorer le confort des passagers, en analysant leur variabilité d'un style de conduite à l'autre. Leurs résultats montrent peu de variabilité entre les styles de conduite sur les différents types de routes. En revanche, les styles de conduite se sont distingués par des différences sur des variables de conduite spécifiques aux manœuvres effectuées, telles que la distance de sécurité minimale lors de décélérations derrière un véhicule en mouvement.

Les résultats de l'étude de Beggiato et al. (2020), présentée à la section précédente, montrent également que le confort pendant la conduite automatisée peut varier au regard des infrastructures routières. Dans cette étude, le confort des passagers a été influencé négativement par les situations à haute complexité, telles que les intersections, les carrefours giratoires, les zones de construction, ou encore les entrées et sorties d'autoroute. Par ailleurs, leurs résultats montrent que plusieurs comportements des autres usagers de la route ont pu induire de l'inconfort chez les passagers : les comportements peu clairs ou imprédictibles, les manœuvres de véhicules importants tels que les camions ou encore le comportement des usagers vulnérables de la route.

4.2. Un style de conduite automatisé pour chacun ?

La littérature scientifique montre ainsi que les préférences de paramétrage du SCA pourraient dépendre à la fois de variables relatives à l'humain derrière le volant, mais également de variables contextuelles de l'activité conduite. Au regard de ce constat, réussir à mettre en évidence un SCA unique, permettant une expérience optimale pour tous, paraît peu prometteur. En revanche, ces résultats renforcent l'intérêt d'une autre ligne de recherche dans le domaine de l'interaction humain-VA, dont l'objectif est d'étudier si **le paramétrage du SCA permettant une expérience optimale ne serait pas plutôt une imitation du style de conduite de l'humain derrière le volant**. Un tel paramétrage sera qualifié de « personnalisé » dans le reste du document.

4.2.1. Les effets de la personnalisation du style de conduite automatisé dans la littérature scientifique

Malgré le peu d'études menées dans cette ligne de recherche, les résultats mis en évidence sont favorables à l'utilisation de SCA aux paramétrages personnalisés. L'objectif de cette section est de présenter ces résultats, tout en mettant en évidence l'hétérogénéité des méthodes utilisées pour personnaliser le paramétrage du SCA. Chacune des quatre sous-sections suivantes correspond à l'une de ces méthodes, et présente les résultats obtenus par les études l'ayant utilisée. Il est à noter qu'à l'exception d'Hashimoto et al. (2018), toutes les études présentées ont été réalisées sur simulateur de conduite.

4.2.1.1. Méthode de personnalisation par rediffusion de la conduite manuelle

Une partie de études qui s'intéressent aux effets de la personnalisation utilise une méthode de personnalisation par rediffusion de la conduite manuelle. Cette méthode consiste dans un premier temps à enregistrer une vidéo de la conduite de chaque participant. Dans un second temps, chaque participant est conduit par une VA simulant un SCA personnalisé en rediffusant l'enregistrement de sa conduite manuelle, ou adoptant un autre SCA.

Parmi ces études, Griesche et al. (2016) ont examiné la préférence de SCA en situation de dépassement sur une autoroute à deux voies. Les participants devaient surveiller l'environnement pendant qu'ils étaient conduits par une VA pouvant adopter un SCA basé sur la conduite d'autres participants, ou une rediffusion de leur propre conduite. Ils ont fait l'expérience des deux SCA à la suite, de manière randomisée. Les SCA basés sur la conduite des autres participants ont été obtenus grâce à une méthode d'agrégation des données, et différaient selon le paramétrage d'une série de variables de conduite, telles que l'accélération longitudinale et latérale ou la vitesse. Trois situations de dépassement ont été rencontrées par les participants : pas de véhicule présent sur la voie de gauche lors du dépassement, un véhicule approchant à 140 km/h ou un véhicule approchant à 160 km/h. Les résultats de cette étude montrent qu'en fonction de la situation, la plupart des participants ont préféré la rediffusion de leur style de conduite ou un SCA similaire. Dans la situation où la rediffusion n'était pas le SCA préféré des participants (lorsqu'il n'y avait pas de véhicule présent sur la voie de gauche lors du dépassement), elle était tout de même évaluée positivement.

Dans une autre étude utilisant cette méthode de personnalisation, Hartwich et al. (2018) ont quant à eux étudié l'influence du paramétrage du SCA sur le confort, le plaisir et l'acceptabilité des participants dans des situations de conduite très variées. Deux groupes de participants, jeunes (25-35 ans) et âgés (65-84 ans), ont dû surveiller l'environnement pendant qu'ils étaient conduits par une VA pouvant adopter un SCA basé sur la conduite d'autres participants, ou une rediffusion de leur propre conduite. Ils ont fait l'expérience de trois SCA à la suite, dont la rediffusion de leur propre conduite, et la rediffusion de la conduite de deux autres participants, de manière randomisée. Les auteurs ont ensuite calculé une mesure de distance entre le style de conduite manuel de chaque participant et celui des deux participants auxquels ils ont été confrontés. Cette mesure de distance est basée sur la vitesse de conduite, l'intensité des accélérations ainsi que le début et l'intensité des freinages. Les résultats de cette étude montrent que les participants jeunes ont préféré (en termes de confort, plaisir et acceptabilité) la rediffusion de leur propre conduite, alors que les participants plus âgés préféraient des styles de conduite différents du leur. Selon les auteurs, les résultats mis en évidence pour les

participants plus âgés pourraient s'expliquer par le fait qu'ils seraient principalement influencés par le désir de retrouver un style de conduite exempt de stratégies de compensation au niveau tactique, telles que la réduction de vitesse.

Dans une dernière étude utilisant la rediffusion de la conduite des participants, Beggiato et al. (2020) ont utilisé une méthodologie très proche de celle d'Hartwich et al. (2018). La principale différence entre les deux études réside dans les SCA considérés : Beggiato et al. (2020) ont comparé la rediffusion de la conduite manuelle des participants avec un SCA « défensif » (vitesse plus basse, accélération plus douce, décélération plus précoce) et un SCA « dynamique » (vitesse plus élevée, accélération et décélération plus fortes). Les participants ont fait l'expérience des trois SCA à la suite, de manière randomisée. Les résultats de cette étude montrent que la rediffusion de la conduite manuelle des participants n'a été préférée dans aucune des conditions de l'étude, et que c'est même elle qui a provoqué le plus d'inconfort chez les jeunes participants. Ces résultats, en contradiction avec ceux obtenus par Hartwich et al. (2018), s'expliquent selon Beggiato et al. (2020) par la manière d'opérationnaliser les SCA. En effet, dans Hartwich et al. (2018), les SCA ont tous consisté en des rediffusions de conduites manuelles. En revanche, dans Beggiato et al. (2020), la rediffusion de la conduite manuelle pour le SCA personnalisé a été comparée à des SCA artificiels gérés par la simulation. Les résultats mis en évidence par Beggiato et al. (2020) pourraient donc s'expliquer par un effet de la qualité de la conduite manuelle rediffusée des participants, perçue comme moins bonne que celle de la simulation, plus que par l'effet de la personnalisation lui-même.

La méthode de personnalisation par rediffusion de la conduite manuelle possède l'avantage de permettre de capturer l'entièreté des variables de conduite qui constituent le style de conduite d'un individu. Elle possède toutefois deux désavantages importants. D'une part, comme nous avons pu le voir avec Beggiato et al. (2020), il est nécessaire de ne comparer que des rediffusions du style de conduite de conducteurs humains afin d'éviter un biais lié à la qualité de la conduite. D'autre part, puisque qu'elle utilise des rediffusions de vidéos, cette méthode est difficilement utilisable dans le

cadre de l'étude des niveaux d'automatisation intermédiaires, où il est demandé aux participants de reprendre le contrôle du véhicule.

4.2.1.2. Méthode d'évaluation des effets de la personnalisation par mesure de similarité entre les styles de conduite

Les difficultés rencontrées avec la méthode de personnalisation par rediffusion de la conduite manuelle peuvent être évitées en utilisant une méthode d'évaluation des effets de la personnalisation par mesure de similarité entre les styles de conduite. Cette méthode consiste dans un premier temps à faire conduire manuellement les participants sur un trajet. Dans un deuxième temps, les participants sont conduits par une VA adoptant différents SCA. Dans un troisième temps, une mesure de similarité entre le style de conduite manuel des participants et les SCA alternatifs est calculée. Cette mesure, basée sur les variables de conduite d'intérêt (p. ex., la vitesse), permet d'estimer l'effet de la personnalisation en croisant les variations de l'expérience des participants et le degré de proximité entre les styles de conduite.

Dans la seule étude ayant utilisé cette méthode, Haghzare et al. (2021) ont étudié l'influence du paramétrage du SCA sur l'acceptabilité des VA et le confort ressenti par des participants âgés de plus de 65 ans. La simulation était un environnement suburbain composé de plusieurs intersections comportant des feux de signalisation. Les participants ont été confrontés tour à tour à trois conditions de conduite : en journée par temps clair avec un faible niveau de trafic, en journée par temps très pluvieux avec un faible niveau de trafic, et en journée par temps clair avec un niveau élevé de trafic. Après avoir conduit manuellement sur le premier trajet, les participants ont été conduits sur le même parcours par une VA adoptant un SCA « conservateur », c'est-à-dire suivant le code de la route, ne dépassant pas les autres véhicules et gardant une marge de sécurité temporelle de 2,5 secondes avec le véhicule à l'avant. La mesure de similarité entre le style de conduite des participants et le SCA conservateur a été calculée en fonction de onze variables de conduite, telles que la vitesse maximale

ou l'accélération longitudinale. Par exemple, plus la vitesse maximale des participants était différente de celle du SCA conservateur, et plus la mesure de similarité était faible.

Les résultats de cette étude montrent que les SCA plus agressifs que le style de conduite manuel des participants (p. ex., accélérant de manière plus importante) ont affecté négativement leurs attitudes envers l'utilisation des VA. Des analyses d'interaction ont cependant révélé que cet effet n'a été présent que dans la condition de journée par temps clair avec un faible niveau de trafic, et non dans les conditions plus complexes. D'après les auteurs, cet effet d'interaction pourrait être expliqué par deux raisons, non exclusives : la complexité de la situation de conduite pourrait réduire la perception de dissimilarité entre les styles de conduite, et/ou l'effet des conditions défavorables de conduite pourrait surpasser celui de la dissimilarité. Contrairement aux résultats mis en évidence par Hartwich et al. (2018), les résultats de cette étude montrent donc que la personnalisation du paramétrage du SCA pourrait être bénéfique pour les conducteurs âgés.

La méthode d'évaluation des effets de la personnalisation par mesure de similarité entre les styles de conduite présente l'avantage de pouvoir être utilisée avec des véhicules automatisés de niveaux intermédiaires d'une part, et d'autre part de permettre de comparer le style de conduite manuel des participants avec des alternatives artificielles, sans être biaisé par la qualité de la conduite. Toutefois, cette méthode n'assure pas une étude fiable des effets de la personnalisation, puisque le degré de similarité entre le style de conduite manuel des participants et les SCA proposés n'est connu qu'une fois les données récoltées.

4.2.1.3. Méthode de personnalisation par pré-sélection des participants

Une autre méthode de personnalisation est utilisée dans cette ligne de recherche, et permet de répondre aux limites de la méthode par mesure de similarité. Il s'agit d'une méthode de personnalisation par pré-sélection des participants. Cette méthode consiste dans un premier temps à sélectionner plusieurs SCA, dissimilaires sur des variables de conduite d'intérêt. Dans un second

temps, les participants de l'étude sont recrutés sur la base de leur style de conduite manuel, afin que celui-ci soit similaire à l'un des SCA et dissimilaire aux autres SCA.

Dans la seule étude ayant utilisé cette méthode, Ma et Zhang (2021) se sont intéressés à l'influence du SCA sur la confiance dans l'automatisation, l'acceptabilité du système, le confort, la préférence et la sécurité perçus, ainsi que sur la fréquence de reprise du contrôle du véhicule. La VA était capable de gérer la conduite en toutes circonstances, mais les participants avaient la possibilité de reprendre le contrôle du véhicule s'ils le souhaitaient. S'ils l'ont fait, ils ont dû expliquer les raisons de cette reprise à la fin du trajet. Dans cette étude, les participants ont été sélectionnés sur la base de leur style de conduite manuel rapporté par questionnaires. Ils ont été séparés en deux groupes : conducteurs « agressifs » et conducteurs « défensifs ». Dans un environnement urbain, présentant huit situations de conduite normales et quatre de danger, les participants ont été conduits par une VA adoptant un SCA « défensif » ou « agressif ». Ce dernier était caractérisé, par exemple, par une vitesse et des accélérations et décélérations plus élevées que le SCA défensif. Chaque participant n'a fait l'expérience que d'un seul des deux SCA. Quatre groupes ont ainsi été comparés dans cette étude : les conducteurs défensifs faisant l'expérience du SCA défensif, les conducteurs défensifs faisant l'expérience du SCA agressif, les conducteurs agressifs faisant l'expérience du SCA agressif, et les conducteurs agressifs faisant l'expérience d'un SCA défensif.

Les résultats de cette étude montrent que lorsque le style de conduite des participants et de la VA étaient en concordance, la confiance dans l'automatisation, l'acceptabilité du système, le confort, la préférence et la sécurité perçus ont été plus élevés que lorsque les styles de conduite étaient divergents. Par ailleurs, la concordance a permis de diminuer la fréquence de reprise du contrôle du véhicule pendant que le système conduisait automatiquement. Les résultats montrent également que les conducteurs défensifs ont repris plus fréquemment le contrôle du véhicule lorsque le SCA était agressif. L'analyse de leurs raisons a révélé qu'ils se sont sentis mal à l'aise, en danger ou anxieux, dû au fait que le SCA agressif ne respectait pas leurs marges de sécurité. À l'inverse, les

résultats montrent que les conducteurs agressifs ont repris plus fréquemment le contrôle du véhicule lorsque le SCA était défensif. L'analyse de leurs raisons révèle qu'ils ont souhaité conduire à une vitesse plus élevée que le SCA, qu'ils ont souhaité utiliser des accélérations plus importantes, ou ont préféré contrôler le véhicule par eux-mêmes.

La méthode de personnalisation par pré-sélection des participants permet de s'assurer du degré de similarité entre le style de conduite manuel des participants et les SCA proposés avant le début de l'étude. Toutefois, cette méthode présente l'inconvénient d'une éventuelle mortalité expérimentale importante, puisqu'une partie des participants peut ne pas correspondre aux SCA sélectionnés dans un premier temps. Dans l'étude de Ma et Zhang (2021) présentée ci-dessus, la mortalité expérimentale s'est élevée à 64%.

4.2.1.4. Méthode de personnalisation par observation de la conduite manuelle

Une dernière méthode de personnalisation utilisée dans cette ligne de recherche permet de répondre à l'ensemble des limites des autres méthodes présentées. Cette méthode consiste dans un premier temps à observer la conduite manuelle des participants sur un trajet, et à en extraire les valeurs pour les variables de conduite d'intérêt. Il peut s'agir, par exemple, d'extraire la vitesse moyenne de conduite sur une portion d'autoroute. Dans un second temps, les participants sont conduits par une VA adoptant un SCA paramétré avec les valeurs extraites de leur conduite manuelle, ou un SCA paramétré différemment.

Parmi les études ayant fait usage cette méthode, Hashimoto et al., (2018) se sont intéressés à la perception de confort du SCA en situation de dépassement sur une route à trois voies, sur route réelle cette fois-ci (circuit fermé). Dans une première phase de l'étude, les participants ont dû surveiller l'environnement pendant qu'ils étaient conduits quatre fois sur le même trajet par une VA. Lorsque la VA rencontrait un objet stationnaire, celle-ci s'engageait dans une manœuvre de dépassement, en utilisant sur trois des trajets une trajectoire de dépassement générée

artificiellement, et sur l'un des trajets, une trajectoire de dépassement personnalisée. À l'issue de cette première phase, ils ont dû indiquer avec laquelle des quatre trajectoires ils ont été le plus à l'aise, et le moins à l'aise. Dans une seconde phase de l'étude, les participants ont été conduits cinq fois sur le même trajet par la VA. Cette dernière utilisait des trajectoires de dépassement similaires à la première phase, avec en plus la trajectoire artificielle la plus éloignée de celle des participants.

Les résultats montrent que les participants ont préféré les trajets où le véhicule adoptait leur trajectoire de dépassement, ou une trajectoire similaire. Par ailleurs, les corrections appliquées à l'angle du volant dans la seconde phase ont été plus importantes dans les situations où le véhicule adoptait des trajectoires alternatives, et ces corrections avaient pour objectif d'amener le véhicule sur la trajectoire utilisée par les participants en conduite manuelle.

Dans une seconde et dernière étude utilisant l'observation de la conduite manuelle des participants, Sun et al. (2020) ont examiné l'influence du paramétrage du SCA sur le confort et la confiance à l'égard de la VA. Les participants ont dû surveiller l'environnement pendant qu'ils étaient conduits par une VA pouvant adopter soit un SCA personnalisé basé sur l'observation de leur conduite manuelle, soit un SCA « standard ». Ce dernier était caractérisé par une conduite anticipative et régulière, le maintien d'une distance de sécurité avec le véhicule précédent, le respect d'une distance de sécurité lors des manœuvres de dépassement, moins de manœuvres de dépassement en général, et une faible variation de l'accélération latérale et longitudinale. Les participants ont fait l'expérience des deux SCA à la suite, de manière randomisée. Les résultats de cette étude montrent que le confort et la confiance à l'égard de la VA étaient plus élevés lorsque cette dernière utilisait un SCA personnalisé.

La méthode de personnalisation par observation de la conduite manuelle permet de répondre à l'ensemble des limites des autres méthodes présentées. Tout d'abord, elle permet de comparer la conduite manuelle des participants avec des alternatives artificielles, sans être biaisé par la qualité de la conduite. Ensuite, elle permet d'étudier les effets de la personnalisation dans le cadre des niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite, et d'éviter une mortalité expérimentale élevée. Pour

terminer, elle permet une étude fiable des effets de la personnalisation, en assurant le degré de similarité entre le style de conduite manuel des participants et le paramétrage des SCA. **Au regard de ces différents avantages, la méthode de personnalisation par observation de la conduite manuelle a été privilégiée dans le cadre de cette thèse.** Le revers de médaille de cette méthode est qu'elle est difficile à mettre en place, car elle nécessite des compétences de modélisation avancées. Il n'est pas anodin que les deux études présentées dans cette section aient été réalisées par des chercheurs rattachés à des Universités ou Instituts de sciences et d'ingénierie, d'informatique et de mathématiques, ou encore de technologie industrielle.

4.2.1.5. Synthèse des effets de la personnalisation du paramétrage du style de conduite automatisé dans la littérature scientifique

Les résultats de cette ligne de recherche montrent que dans la plupart des situations, les SCA personnalisés sont préférés (Griesche et al., 2016 ; Ma & Zhang, 2021), plus acceptés (Hartwich et al., 2018 ; Haghzare et al., 2021 ; Ma & Zhang, 2021), perçus comme plus dignes de confiance (Ma & Zhang, 2021 ; Sun et al., 2020), plus confortables (Haghzare et al., 2021 ; Hartwich et al., 2018 ; Hashimoto et al., 2018 ; Ma & Zhang, 2021 ; Sun et al., 2020), plus sûrs (Ma & Zhang, 2021), et procurent plus de plaisir (Hartwich et al., 2018) que des SCA alternatifs non-personnalisés. Par ailleurs, ils permettraient de réduire l'envie des conducteurs-passagers de reprendre le contrôle du véhicule (Ma & Zhang, 2021).

Ces résultats, très prometteurs, peuvent s'expliquer par le biais de modèles théoriques en psychologie. Pourtant, parmi ces sept études, seules deux ont prédit leurs résultats au travers d'hypothèses (Ma & Zhang, 2021 ; Sun et al., 2020), mais celles-ci n'étaient soutenues par aucun modèle théorique. Parmi l'éventail de modèles existant, Hartwich et al. (2018) ainsi que Ma et Zhang (2021) en évoquent tout de même un : le modèle des Zones de Confort Multiples [ZCM] de Summala (2007). Comme nous allons le voir, il s'agit d'un modèle particulièrement pertinent pour expliquer les bénéfices observés de la personnalisation du paramétrage du SCA.

4.2.2. Le modèle des zones de confort multiples (ZCM)

Le modèle des ZCM (présenté en Figure 3) est un modèle théorique de la conduite manuelle, décrivant plusieurs variables que les conducteurs cherchent à maintenir dans une fourchette acceptable, appelée « zone de confort », variant d'un individu à l'autre.

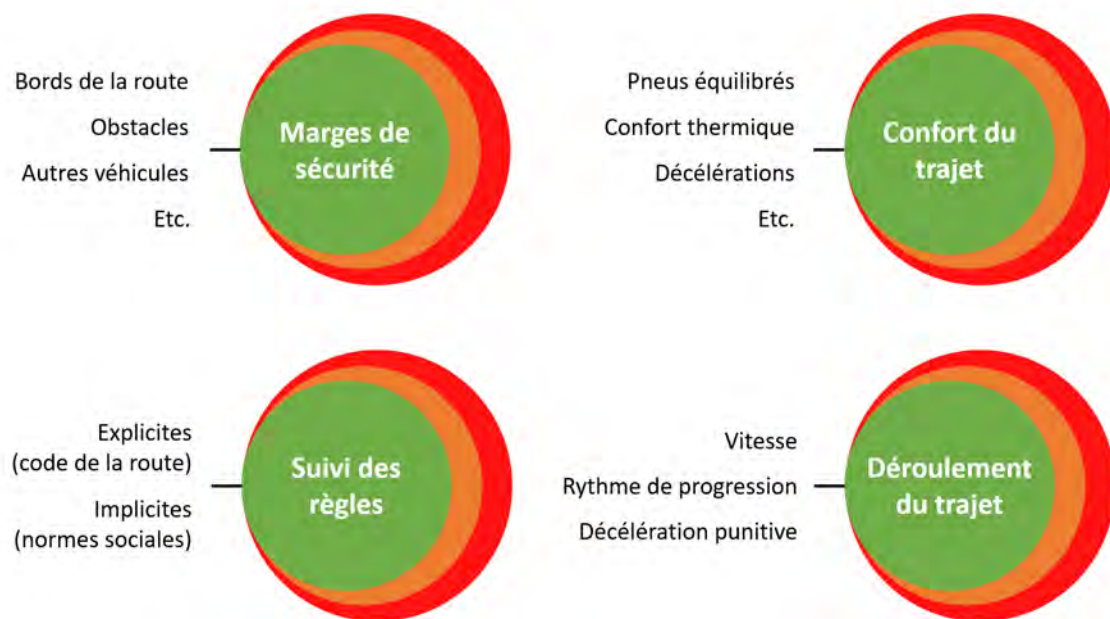
Parmi ces facteurs, les conducteurs chercheraient à maintenir des marges de sécurité (en termes d'espace et de temps) par rapport aux bords de la route, aux obstacles, aux autres véhicules et, finalement, à un accident. Summala (2007) propose qu'un modèle de seuil régisse ces marges de sécurité : les conducteurs se sentent en contrôle et en sécurité, jusqu'à ce que les marges de sécurité dépassent un seuil, auquel cas le contrôle longitudinal et/ou latéral est ajusté. Il est à noter que certaines raisons peuvent pousser les conducteurs aux limites de ces marges, comme être en retard à un rendez-vous par exemple. Une violation de ces zones de confort alarme le conducteur, et une violation soudaine et inattendue l'effraie (Naatanen & Summala, 1974, 1976).

La deuxième variable évoquée par le modèle concerne le fait que le trajet soit « doux » et confortable. Il s'agit ici d'une part d'éléments issus du véhicule : avoir des pneus équilibrés pour éviter les secousses, ou un confort thermique optimal par exemple. D'autre part, il s'agit d'éléments liés à la conduite du véhicule : les conducteurs auraient par exemple des seuils de confort pour les décélérations amenant à un arrêt. Il a été montré que les conducteurs ont tendance à passer un feu orange si la décélération requise pour s'arrêter dépasse 3 à 3,5 m/s² (Baguley, 1988 ; Niittymaki & Pursula, 1994 ; van der Horst & Wilmink, 1986).

La troisième variable évoquée par le modèle concerne le respect des règles sur la route. Ici, la zone de confort correspond tout d'abord en l'absence de crainte de recevoir une amende. Cependant, les conducteurs cherchent également à suivre les normes sociales ; on observe ainsi que la vitesse actuelle des autres véhicules sur une route impacte davantage le choix de vitesse des conducteurs que la limitation de vitesse (Connolly et Aberg, 1993).

La dernière variable évoquée par le modèle concerne le bon déroulement du trajet. Les conducteurs cherchent en effet à ce que le trajet se déroule comme prévu, ce qui signifie que maintenir la vitesse et le rythme de progression représente la zone de confort. À l'inverse, la décélération peut être ressentie comme punitive.

Figure 3. Représentation graphique du modèle des zones de confort de Summala (2007). Chacune des zones représente l'une des variables maintenues dans une zone de confort par les conducteurs en conduite manuelle pour atteindre un état général de confort.



4.2.3. Les bénéfices de la personnalisation du style de conduite automatisé au travers du modèle des zones de confort multiples

Le modèle des ZCM indique donc qu'en conduite routinière, les conducteurs maintiennent plusieurs variables dans une zone de confort, leur permettant d'atteindre un état général de confort. En conduite automatisée en revanche, l'humain derrière le volant délègue le contrôle de la conduite au système automatisé, et il n'est donc pas ou peu en mesure de faire en sorte que celui-ci respecte ses zones de confort. Il est alors possible que le système automatisé s'engage, par exemple, dans des manœuvres considérées comme dangereuses par l'humain derrière le volant, car ne respectant pas sa zone de confort de marges de sécurité. À l'inverse, il est possible que le système automatisé ne

conduise pas de manière assez dynamique pour respecter la zone de confort de l'humain derrière le volant pour le bon déroulement du trajet. Au travers du prisme du modèle des ZCM, il est alors possible de faire l'hypothèse qu'un SCA personnalisé, imitant le style de conduite du conducteur, permet de respecter ses différentes zones de confort, améliorant ainsi son expérience.

Cette hypothèse de concordance des zones de confort repose cependant sur une condition également hypothétique : une confiance suffisamment importante du conducteur à l'égard du système de conduite automatisé de son véhicule. Selon la définition populaire de Lee et See (2004), la confiance peut être définie comme « l'attitude selon laquelle un agent aidera à atteindre les objectifs d'un individu dans une situation caractérisée par l'incertitude et la vulnérabilité ». Dans notre contexte, l'agent est représenté par le système automatisé de conduite. La confiance vis-à-vis de cet agent correspond quant à elle à l'attitude selon laquelle il est en mesure de conduire à la place de l'humain durant un trajet, tout en respectant ses attentes. Si cette confiance est faible, il est possible de faire l'hypothèse que certaines zones de confort pendant la conduite automatisée sont plus restreintes que pendant la conduite manuelle. Ainsi, un conducteur ayant peu confiance dans le système automatisé de conduite de son véhicule peut préférer que celui-ci adopte des marges de sécurité plus importantes. À l'inverse, un conducteur ayant une confiance très élevée dans ce système peut préférer que celui-ci adopte des marges de sécurité réduites par rapport à celles qu'il s'autorise, afin de tirer davantage parti des capacités d'un système de conduite automatisée exempt d'erreur.

Une partie de ce travail de thèse est dédiée à l'étude approfondie de l'hypothèse des bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA au travers du modèle des ZCM, en prenant en considération le niveau de confiance des individus à l'égard des VA, ainsi que l'influence de plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite (étude 2).

4.2.4. Les bénéfices de la personnalisation du style de conduite automatisé pour les niveaux d'automatisation intermédiaires

Comme nous venons de le voir, le modèle des ZCM permet d'expliquer de manière claire les bénéfices attendus de la personnalisation du paramétrage du SCA, lorsque l'humain est passager d'une VA. Cependant, pour les véhicules de niveaux d'automatisation intermédiaires, auxquels nous nous intéressons particulièrement dans cette thèse, l'humain est également conducteur par intermittence. Dans un premier temps, nous allons voir plus en détails les spécificités de cette alternance de rôle du conducteur-passager au sein du véhicule, puis nous verrons dans un second temps au travers d'un modèle théorique de l'activité de conduite, en quoi la personnalisation du paramétrage du SCA peut apporter des bénéfices additionnels dans ce contexte.

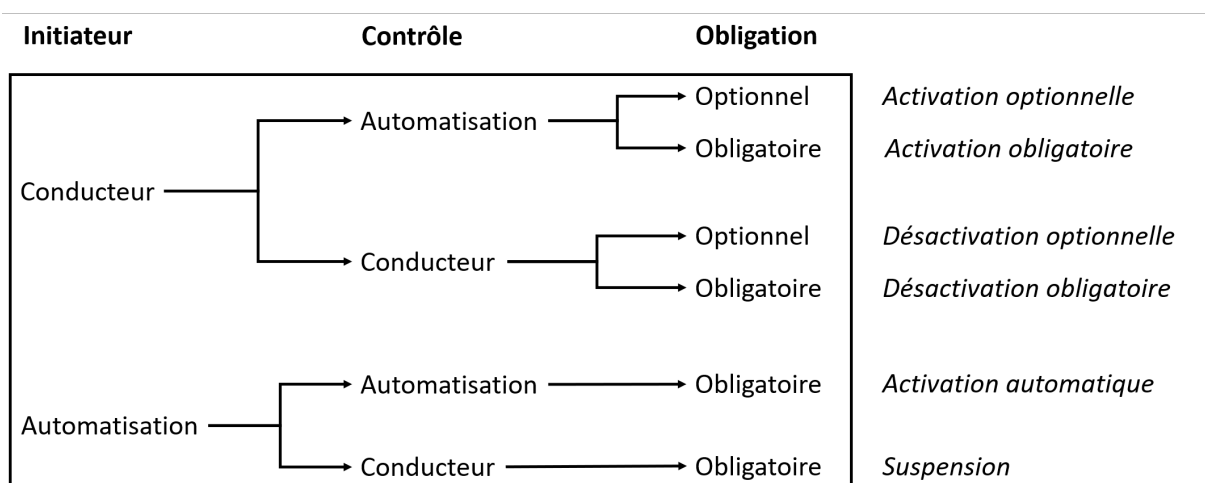
4.2.4.1. Le transfert de contrôle de la conduite dans les voitures automatisées de niveaux 2-3 SAE

Dans les VA de niveaux d'automatisation intermédiaires, des transitions fréquentes du contrôle du véhicule peuvent se produire entre le conducteur-passager et le système automatisé. Il est possible de caractériser ces transitions selon trois critères (Lu et al., 2016) : l'initiateur de la transition, l'agent en contrôle du véhicule après la transition, ainsi que le caractère obligatoire de cette transition (Figure 4).

Afin de fonctionner, les VA nécessitent qu'un ensemble de conditions soient respectées (Monsaingeon et al., 2022). Selon les systèmes, il est par exemple nécessaire que le marquage des voies soit clairement défini, ou encore que les capteurs ne soient pas brouillés. Si les conditions nécessaires au fonctionnement du système automatisé sont respectées, le conducteur-passager a alors la possibilité d'initier une transition du contrôle du véhicule vers le système automatisé (*activation optionnelle*) ou vers lui-même s'il est en capacité de conduire (*désactivation optionnelle*). En revanche, lorsque le système détecte que les conditions ne sont pas remplies, le conducteur-passager ne peut pas l'activer. Si le système détecte qu'elles ne sont *plus* remplies alors qu'il est en

fonctionnement, il initie alors une transition immédiate du contrôle vers le conducteur-passager (*suspension*). Il arrive parfois que les conditions ne cessent d'être remplies que pendant un bref moment, et le système peut alors initier un nouveau transfert du contrôle vers lui-même après la suspension (*activation automatique*). Il est également possible d'imaginer le déclenchement d'une activation automatique si le système détecte, par le biais de systèmes de surveillance, que le conducteur-passager est inattentif, s'endort ou a un problème de santé par exemple (Cabral et al., 2020). Si c'est le conducteur-passager qui se rend compte de lui-même de l'un de ces problèmes (qu'il a un problème de santé p. ex.), il doit alors activer le système de conduite automatisé (*activation obligatoire*). À l'inverse, si le conducteur-passager détecte une défaillance de l'automatisation sans que celle-ci ne l'ait averti, il doit alors désactiver le système (*désactivation obligatoire*).

Figure 4. Types de transitions du contrôle d'une voiture automatisée (traduit et adapté de Lu et al. (2016) et Monsingeon et al. (2022))



Il est possible que le système soit en mesure de détecter par avance que les conditions nécessaires à son fonctionnement ne seront plus remplies, par exemple s'il arrive proche d'une sortie d'autoroute. Dans ce cas, il peut alerter le conducteur-passager que ce dernier doit reprendre le contrôle du véhicule. Les alertes utilisées peuvent être de différentes natures (p. ex., des bips, messages vibro-tactiles, messages textuels), et faire appel à différentes modalités sensorielles (auditif,

haptique, visuel) (Bazilinsky et al., 2017). Lorsque le système automatisé alerte le conducteur-passager, ce dernier dispose d'un intervalle de temps déterminé pour reprendre le contrôle du véhicule. Dans le cas des VA de niveau 3 SAE de Mercedes-Benz par exemple, le conducteur-passager dispose d'un intervalle de temps de 10 secondes (Le Point, 2022). Contrairement à Lu et al. (2016), nous considérons dans le cadre de cette thèse que ce type de transition de contrôle est une désactivation obligatoire, et non une suspension. Bien que ce soit le système qui alerte le conducteur-passager de la nécessité de la transition de contrôle, c'est ce dernier qui l'initie véritablement.

4.2.4.2. Les difficultés de reprise du contrôle du véhicule

Pour le conducteur-passager, les transitions les plus critiques sont celles où un transfert s'initie dans sa direction alors qu'il n'est pas prêt à reprendre le contrôle. C'est le cas des suspensions, où le système se désactive de lui-même car il n'est soudainement plus en mesure d'assurer l'activité de conduite, et des désactivations obligatoires, dans lesquelles le système alerte par avance le conducteur-passager de la nécessité de reprendre le contrôle. Dans les véhicules de niveau 2 SAE, le conducteur-passager est supposé superviser la conduite, et se tenir prêt à reprendre le contrôle à tout moment. Dans les véhicules de niveau 3 SAE en revanche, il peut effectuer des tâches annexes pendant que le système automatisé conduit. Il est donc improbable que les constructeurs mettent sur le marché des voitures de ce niveau d'automatisation nécessitant que le conducteur-passager reprenne le contrôle du véhicule sans délai. Pour ce type de VA, comme celles mises sur le marché par Mercedes-Benz, la situation commune la plus critique est donc la désactivation obligatoire. **Cette thèse se focalise sur ce type de transition de contrôle, permettant d'étudier les effets de la personnalisation du paramétrage du SCA pour les niveaux 2 et 3 SAE.**

Plusieurs études ont déjà montré que la reprise du contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire est difficile pour le conducteur-passager (voir p. ex., Du et al., 2020). Comme évoqué en section 3.2.4, ce dernier sort partiellement ou totalement de la boucle de contrôle du

véhicule lorsque le système automatisé prend en charge l'activité de conduite. Le niveau 2 SAE exige que le conducteur-passager surveille l'environnement routier, et il est donc supposé ne sortir que partiellement de la boucle de contrôle du véhicule, et ainsi conserver une conscience de la situation routière suffisante. Toutefois, dû au faible niveau d'engagement de la tâche de supervision, les conducteurs-passagers ont tendance à détourner leur attention visuelle de la route lorsque le système prend en charge tout ou une partie de l'activité de conduite (voir p. ex., Carsten et al., 2012). Dans une VA de niveau 3 SAE, le conducteur-passager est autorisé à s'engager dans une tâche annexe pendant que le système assure l'activité de conduite. S'il le fait, il sort alors complètement de la boucle de contrôle du véhicule, et perd la conscience de la situation routière. Le degré d'engagement dans une tâche annexe semble cependant être conditionné par la confiance qu'ont les conducteurs-passagers dans le système. Il a par exemple été montré dans une récente étude que lorsqu'ils étaient conduits par une VA de niveau 4 SAE, les participants ayant un faible niveau de confiance à l'égard de l'automatisation de la conduite passaient 43,4% du trajet à surveiller l'environnement, contre 28,3% pour les participants ayant un niveau de confiance élevé (Manchon et al., 2022).

Lorsque le système sollicite le conducteur-passager pour reprendre le contrôle du véhicule, plusieurs difficultés sont à noter. Tout d'abord, s'il était engagé dans une tâche annexe, le conducteur-passager doit s'en désengager, à la fois cognitivement et physiquement. Il doit ensuite regagner une conscience de la situation routière suffisante pour reprendre le contrôle du véhicule de manière sécuritaire. Il doit enfin passer du rôle de passager à conducteur, en reprenant physiquement le contrôle du véhicule. Au cours de cette reprise de contrôle, le conducteur-passager passe dans la plupart des cas d'un état de faible charge mentale, induit par son rôle de superviseur ou par une tâche annexe peu exigeante, à un état de charge mentale élevée. Il a été montré que ces situations de reprise après une désactivation obligatoire peuvent nuire à l'expérience du conducteur-passager, en augmentant son stress perçu et sa fréquence cardiaque de manière durable (Kerautret et al., 2023). Or, lorsque ce dernier est stressé ou mentalement surchargé, la probabilité d'accident est élevée (de Winter et al., 2022). Les difficultés de reprise du contrôle du véhicule peuvent par ailleurs être

exacerbées par plusieurs variables, telles que l'âge du conducteur-passager ou les conditions météorologiques (Li et al., 2018).

L'un des bénéfices attendus de l'automatisation de la conduite étant la réduction des accidents de la route, il est nécessaire de s'assurer que l'utilisation de VA de niveaux intermédiaires ne provoque pas plus de situations accidentogènes qu'elle n'en évite (Bainbridge, 1983). Cette éventualité pourrait expliquer pourquoi la situation de désactivation obligatoire, en comparaison avec les autres types de transition de contrôle du véhicule, est la plus étudiée dans la littérature scientifique (Lu et de Winter, 2015). Plusieurs moyens ont déjà été explorés pour améliorer la performance de reprise du contrôle du véhicule dans cette situation. Pour les voitures de niveau 2 SAE, il est par exemple possible de proposer un système de contrôle haptique partagé (voir p. ex., Abbink et al., 2012), faisant en sorte que le conducteur-passager reste dans la boucle de contrôle du véhicule. Pour les voitures de niveau 3 SAE, il a été montré que le type de tâche annexe, par son influence sur le niveau de charge mentale, et le temps laissé au conducteur pour reprendre le contrôle du véhicule, peuvent également avoir une influence sur cette performance (Wan & Wu., 2018).

Personnaliser le SCA du véhicule, une piste à ce jour inexplorée, pourrait également contribuer à améliorer la performance lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire. **Une partie de ce travail de thèse est dédiée à l'étude de cette hypothèse (étude 3).** Afin d'expliquer ses fondements, nous allons nous intéresser à un modèle de l'activité de conduite, cette fois-ci centré sur la performance de conduite : le modèle d'Interface Tâche-Capacité [ITC] du processus de conduite de Fuller (2000).

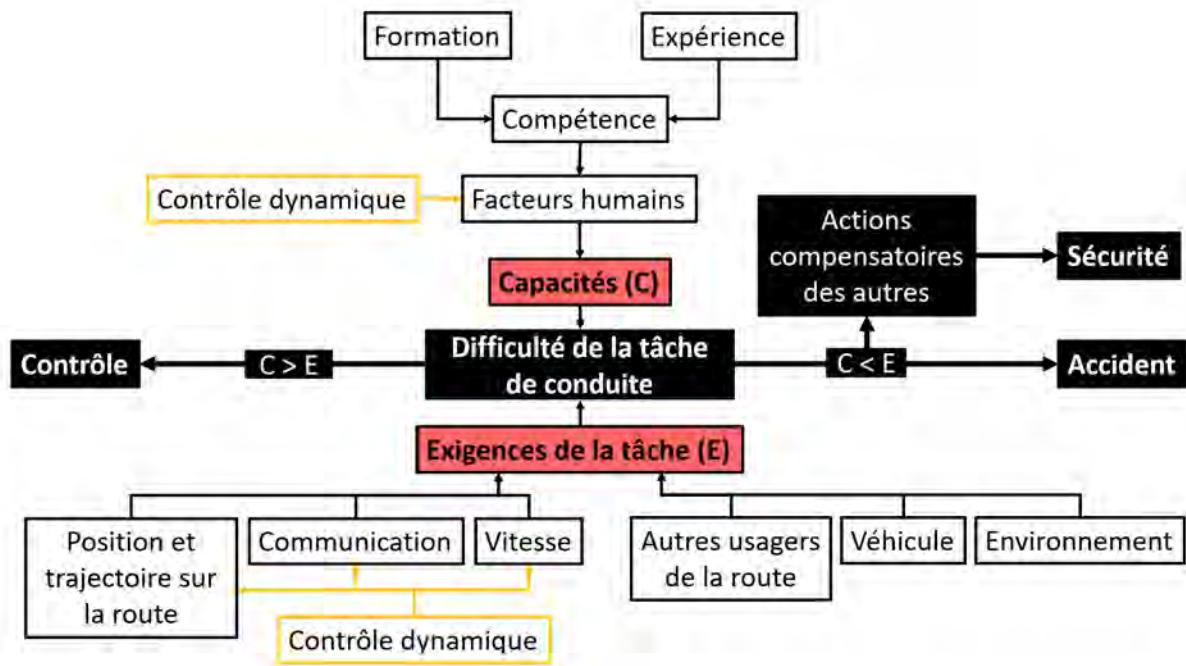
4.2.4.3. Le modèle d'interface tâche-capacité (ITC) du processus de conduite

Le modèle d'ITC explicite les déterminants de la « difficulté de la tâche de conduite », résultant de la transaction entre les « exigences » de cette tâche et les « capacités » du conducteur (Figure 5). Les exigences de la tâche de conduite, (c'est-à-dire la complexité objective de la tâche de

conduite) émergent de la combinaison de différentes variables : la vitesse du véhicule en particulier, mais également la présence d'autres usagers de la route, les conditions météorologiques ou encore la position sur la voie. Les capacités du conducteur désignent, quant à elles, l'aptitude du conducteur à mettre en œuvre ses compétences à un moment donné. En effet, bien qu'un conducteur ait développé des compétences, telles que le contrôle optimal de son véhicule, leur mise en œuvre lors de la conduite varie en fonction de ce que Fuller (2000) appelle les « facteurs humains ». Ceux-ci sont constitués, par exemple, du niveau de fatigue, du stress ou encore de la consommation d'alcool.

Ainsi, lors de la conduite manuelle, deux états sont possibles : si le niveau de capacités disponibles est supérieur aux exigences de la tâche, le conducteur est alors en contrôle. En revanche, si le niveau de capacités disponibles est inférieur aux exigences de la tâche, il y a alors une perte de contrôle, et, sans actions compensatoires de la part d'autres usagers de la route, un accident se produit. Il est à noter que les conducteurs ont un contrôle sur plusieurs éléments qui déterminent l'exigence de la tâche. D'après Fuller (2000), ces éléments sont, généralement par ordre décroissant d'importance : la vitesse du véhicule, la position et la trajectoire sur la voie, ainsi que la communication avec les autres usagers de la route. Un conducteur peut ainsi réduire l'exigence de la tâche en réduisant la vitesse de son véhicule par exemple. Par ailleurs, le conducteur a également une part de contrôle sur son niveau de capacités ; il peut par exemple faire un effort conscient pour augmenter son niveau de vigilance.

Figure 5. Modèle d'interface tâche-capacité (traduit et adapté de Fuller (2000))



4.2.4.4. Les bénéfices de la personnalisation du style de conduite automatisé au travers du modèle d'interface tâche-capacité

Dans le contexte de la conduite automatisée de niveau intermédiaire, le modèle d'ITC permet de prédire que le paramétrage du SCA du véhicule a une influence sur le niveau d'exigence de la tâche lors de la reprise de contrôle après une désactivation obligatoire. En effet, l'une des variables de conduite caractérisant principalement un SCA est sa vitesse, qui est également l'un des déterminants majeurs de la difficulté de la tâche de conduite manuelle selon Fuller (2000). Le modèle d'ITC permet donc de faire l'hypothèse qu'en situation de désactivation obligatoire, un SCA personnalisé pourrait permettre de transférer le contrôle du véhicule vers le conducteur-passager dans des conditions correspondant à ses capacités, réduisant ainsi la criticité de la situation et la perception de risque (Fuller et al., 2008). Le principal risque proviendrait à l'inverse du fait de transférer le contrôle du véhicule vers le conducteur-passager dans des conditions dépassant ses capacités. Cela pourrait par exemple être dû à un SCA adoptant une vitesse trop élevée, ce qui pourrait amener à une perte de

contrôle du véhicule au moment de la reprise, et/ou à la mise en place d'actions compensatoires, telles qu'un freinage important, afin de réduire rapidement l'exigence de la tâche.

Au-delà de la question de la balance entre exigences de la tâche et capacités, Fuller et al. (2005) proposent également le concept d'homéostasie de la difficulté de la tâche, selon lequel au début d'un trajet, et parfois aussi pendant celui-ci, un conducteur détermine une fourchette de difficulté de la tâche qu'il est prêt à accepter. Au regard de ce concept, il est possible de faire l'hypothèse que même si un SCA non-personnalisé n'induit pas une exigence de la tâche supérieure aux capacités du conducteur, et n'a donc pas d'influence négative sur la sécurité de la reprise, il peut tout de même avoir une influence négative sur l'expérience du conducteur-passager en dépassant ce que ce dernier est prêt à accepter.

5. Positionnement de la thèse

5.1. Limites de la littérature scientifique et objectifs de la thèse

Bien que la ligne de recherche portant sur les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA soit prometteuse, elle souffre de plusieurs limites, qui sont en partie abordées par ce travail de thèse.

La première limite est relative au fait que les études montrant des bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA ne prennent que rarement en considération l'influence des variables contextuelles de l'activité de conduite. Par ailleurs, lorsque cette influence est considérée, les variables contextuelles ne sont jamais étudiées en interaction (p. ex., les conditions météorologiques croisées au niveau de congestion routière). Parmi les sept études présentées dans la section 4.2.1, deux ont pris en considération l'effet de la congestion routière (Griesche et al., 2016 ; Haghzare et al., 2021), deux l'effet du type de route (Beggiato et al., 2020 ; Hartwich et al., 2018), quatre l'effet du type de manœuvres (Beggiato et al., 2020 ; Hartwich et al., 2018 ; Ma & Zhang, 2021 ; Sun et al., 2020) et seulement une l'effet des conditions météorologiques (Haghzare et al., 2021). **Le**

premier objectif de cette thèse est d'étudier de manière plus approfondie les effets du type de route, des conditions météorologiques et du niveau de congestion routière, de manière isolée et en interaction, sur l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée (étude 1). Dans un deuxième temps, l'objectif est de s'intéresser à la pertinence d'utiliser un SCA personnalisé au regard de ces variables contextuelles. **Plus spécifiquement, le deuxième objectif de ce travail de thèse est de tester, au travers du prisme du modèle des ZCM, l'hypothèse selon laquelle il est préférable de proposer un SCA personnalisé, quels que soient le type de route, les conditions météorologiques ou le niveau de congestion routière (étude 2).**

La deuxième limite principale de cette ligne de recherche est relative au fait que les études montrant des bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA n'ont presque exclusivement considéré que les niveaux 4-5 SAE. Pourtant, comment nous l'avons vu dans la section 4.2.2.4, le modèle d'ITC laisse présager des bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA additionnels pour les niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite. **Le troisième objectif de cette thèse est d'étudier, au travers du prisme du modèle d'ITC, les bénéfices potentiels de la personnalisation du paramétrage du SCA sur l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée, et sur son expérience et sa performance lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire (étude 3).**

5.2. Considérations méthodologiques

5.2.1. Types de protocole expérimentaux

Les études ayant examiné l'influence de la personnalisation du paramétrage du SCA ont en grande majorité utilisé des protocoles expérimentaux sur simulateur de conduite (Beggiato et al., 2020 ; Griesche et al., 2016 ; Haghzare et al., 2021 ; Hartwich et al., 2018 ; Hashimoto et al., 2018 ; Ma & Zhang, 2021 ; Sun et al., 2020), avec seulement l'une d'entre-elles sur route réelle (Hashimoto et al., 2018). Dans le cadre de ce travail de thèse, le choix des méthodes utilisées a tout d'abord été guidé

par la contrainte matérielle, puisque nous n'avons pas eu la possibilité d'effectuer d'expérimentations sur route réelle. En revanche, nous avons eu l'opportunité d'avoir accès à un simulateur de conduite, situé au sein de la plateforme technologique Cognition, Comportement et Usages (Maison des Sciences de l'Homme et de la Société de Toulouse, Toulouse, France). Le projet de thèse ayant cependant débuté en octobre 2019, notre choix de méthode a également été contraint par la survenue de la pandémie de Covid-19, mettant en suspens pour une durée alors inconnue notre accès au simulateur de conduite.

Pour les deux premières études, nous avons donc opté pour un autre type de méthode, non-utilisé jusqu'à présent dans cette ligne de recherche. Il s'agit d'une méthode par scénarios écrits, basée sur la théorie d'intégration de l'information (Anderson, 1982, 2008), dans laquelle les participants doivent produire un jugement en intégrant une combinaison de variables. Cette méthode a déjà été utilisée par le passé dans plusieurs domaines de recherche (Hurgobin et al., 2020), dont la conduite automatisée (Monsaingeon et al., 2020). Au regard des deux premiers objectifs mis en évidence par cette thèse, l'utilisation de protocoles expérimentaux par scénarios écrits présente deux avantages principaux. D'une part, ils permettent d'étudier l'influence simultanée de plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite dans une même étude. D'autre part, obtenir un large échantillon pose moins de difficultés avec un protocole expérimental par scénarios écrits qu'avec un protocole expérimental sur simulateur de conduite ou sur route réelle. Dans notre cas, cela signifie la possibilité d'étudier un large éventail de tailles d'effets, en particulier d'interaction, avec une puissance statistique satisfaisante (Brysbaert et al., 2019). La troisième et dernière étude de ce travail de thèse a en revanche été réalisée sur simulateur de conduite, rendant possible l'étude de l'influence de la personnalisation du paramétrage du SCA sur la performance de conduite lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire. Cette méthode présente l'avantage d'être plus écologique que la méthode par scénarios écrits, mais limite la taille d'échantillon et le nombre de variables étudiables dans un temps raisonnable.

5.2.2. Méthode de personnalisation du style de conduite automatisée

Comme nous l'avons vu en section 4.2.1, les méthodes d'étude des effets de la personnalisation du SCA utilisées dans la littérature sont variées : rediffusion de la conduite manuelle, mesure de similarité entre les styles de conduite, pré-sélection des participants et observation de la conduite manuelle. En raison de ses nombreux avantages, nous avons décidé d'utiliser cette dernière méthode dans la troisième étude.

Lorsque l'observation de la conduite manuelle s'effectue sur une multitude de variables de conduite, l'utilisation de modèles informatiques est nécessaire pour modéliser le style de conduite d'un participant, et l'utiliser pour paramétrer le SCA par la suite. La création et l'utilisation de ce type de modèles, que l'on retrouve par exemple dans Hashimoto et al. (2018) et Sun et al. (2020), nécessite des compétences qui dépassent le cadre de la formation à la recherche en psychologie. La réalisation de cette thèse au sein d'un GIS pluridisciplinaire, constitué notamment de l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, a donné lieu à une collaboration avec des étudiants en Master 1 d'informatique. Cette collaboration avait pour objectif le développement d'un modèle d'observation du style de conduite manuel des participants. Un premier prototype du modèle a été achevé. Il permet de déterminer, sur la base de la vitesse de conduite et des accélérations, de quel style de conduite prédéfini se rapproche le plus celui d'un conducteur donné. Ce modèle étant encore à un stade prototypique, il n'a pas été utilisé dans la troisième étude.

5.2.3. Opérationnalisation des styles de conduite automatisés

Dans le cadre de ce travail de thèse, la combinaison de trois facteurs nous a amenés à considérer l'influence du SCA au travers d'une unique variable de conduite : la vitesse.

Le premier facteur concerne le fait qu'au regard des modèles des ZCM et d'ITC, la vitesse serait la variable de conduite du SCA la plus pertinente à personnaliser. En effet, comme nous l'avons vu, celle-ci influence d'une part l'ensemble des zones de confort (Summala, 2007), et est d'autre part le

déterminant principal de la difficulté de la tâche en conduite manuelle (Fuller, 2000). Le deuxième facteur, évoqué à la section précédente, concerne la difficulté technique d'effectuer une observation du style de conduite des participants sur plusieurs variables de conduite. Le troisième facteur nous ayant enfin conduits à considérer l'influence du SCA au travers de la vitesse concerne les contraintes de la méthode par scénarios écrits. D'une part, contrairement à la vitesse, il nous a paru peu évident d'opérationnaliser par écrit le comportement de la VA sur les autres variables de conduite du SCA, comme par exemple la position sur la voie. D'autre part, cette méthode implique que chaque nouvelle variable étudiée a un effet multiplicatif sur le nombre total de scénarios, et donc sur le temps de passation, puisque chaque combinaison doit être présentée à chaque participant. L'objectif principal des études 1 et 2 étant de considérer l'influence simultanée de plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite, l'utilisation unique de la vitesse comme variable de conduite d'intérêt pour le paramétrage du SCA paraît donc recommandée.

VALORISATION DES TRAVAUX MENÉS AU COURS DE CETTE THÈSE

Les trois études menées au cours de cette thèse ont chacune fait l'objet d'une publication ou d'une soumission à des revues internationales à comité de lecture, et ont été présentées à des conférences internationales à comité de lecture et des séminaires de recherche. Cette section détaille ces valorisations, et les sections suivantes présentent tour à tour chacune des trois études.

Valorisation dans des revues internationales à comité de lecture :

Étude 1 : Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2022). Effects of environmental, vehicle and human factors on comfort in partially automated driving: A scenario-based study. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 86, 392-401. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2022.03.012>. Q1

Étude 2 : Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2023). Should my automated car drive as I do? Investigating speed preferences of drivengers in various driving conditions. *PLoS ONE* 18(2): e0281702. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281702>. Q1

Étude 3 : Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (soumis le 16/03/2023 à la revue *Accident Analysis & Prevention*). Personalized automated driving styles: a promising approach to improve drivers' experience and performance in intermediate level automated driving. Q1

Valorisation dans des conférences internationales à comité de lecture :

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2021). Effects of Environmental, Vehicle and Individuals' Factors on Comfort in Partially Automated Driving: A Scenario-Based Study [communication affichée]. *Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association - IEA 2021*. Cham: Springer.

Valorisation dans des séminaires de recherche :

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2023). *MA VOITURE AUTOMATISÉE DEVRAIT-ELLE CONDUIRE COMME MOI ? : influence de la personnalisation du style de conduite automatisée sur l'expérience et les performances du drivenger*. Séminaire Toulouse Innovative Mobilities Human factors Lab (TIMH-Lab), Toulouse, France.

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2022). *Adaptation des styles de conduite automatisée pour une meilleure performance et expérience de l'humain*. Séminaire CogInTech, Toulouse, France.

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2022). *Effects of environmental, vehicle and individuals' factors on comfort in partially automated driving: a scenario-based study* [communication affichée]. Journée portes ouvertes neOCampus.

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2022). *Adaptation des styles de conduite automatisée pour une meilleure performance et expérience utilisateur*. Assises de la Recherche en Ingénierie 2022.

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2022). *Effects of environmental, vehicle and individuals' factors on comfort in partially automated driving: a scenario-based study* [communication affichée]. ITS European Congress 2022.

Delmas, M., Camps, V. & Lemerrier, C. (2021). *Effets de la vitesse du véhicule et des facteurs environnementaux et individuels sur le confort en conduite partiellement automatisée : étude par scénarios*. Rencontre autour de la mobilité terrestre de demain – Séminaire Toulouse Innovative Mobilities Human factors Lab (TIMH-Lab), Toulouse, France.

Delmas, M., Camps, V., Paubel, P., V. & Lemerrier, C. (2021). *Conditions d'acceptabilité par l'humain de la coopération avec un système autonome auto-adaptatif de conduite*. Colloque Demie journée scientifique neOCampus.

- Delmas, M.,** Camps, V. & Lemerrier, C. (2021). *Personnalisation des véhicules automatisés pour une meilleure interaction avec l'humain*. Séminaire Toulouse Innovative Mobilities Human factors Lab (TIMH-Lab), Toulouse, France.
- Delmas, M.,** Camps, V. & Lemerrier, C. (2020). *Influence of weather, traffic congestion, type of road and speed choice on perceived comfort in highly automated cars, and its dependence on individual variables: a scenario-based study*. Projet Cooperation between connected Car-Cars and Human acceptability (C2C), Toulouse, France.
- Delmas, M.,** Camps, V., Paubel, P., V. & Lemerrier, C. (2020). *Conditions d'acceptabilité par l'humain de la coopération avec un système autonome auto-adaptatif de conduite*. Colloque Demie journée scientifique neOCampus.
- Delmas, M.,** Camps, V., Paubel, P., V. & Lemerrier, C. (2020). *Conditions d'acceptabilité par l'humain de la coopération avec un système autonome auto-adaptatif de conduite*. Colloque Demie journée scientifique neOCampus.
- Delmas, M.,** Camps, V. & Lemerrier, C. (2020). *Conditions d'acceptabilité par l'humain de la coopération avec un système autonome auto-adaptatif de conduite*. Séminaire Toulouse Innovative Mobilities Human factors Lab (TIMH-Lab), Toulouse, France.
- Delmas, M.,** Camps, V. & Lemerrier, C. (2019). *Conditions for human acceptability of cooperation with an autonomous self-adaptive driving system (2)*. Projet Cooperation between connected Car-Cars and Human acceptability (C2C), Toulouse, France.
- Delmas, M.,** Camps, V. & Lemerrier, C. (2019). *Conditions for human acceptability of cooperation with an autonomous self-adaptive driving system (1)*. Projet Cooperation between connected Car-Cars and Human acceptability (C2C), Toulouse, France.

ÉTUDE 1 - INFLUENCE DES VARIABLES ENVIRONNEMENTALES, VÉHICULAIRES ET INDIVIDUELLES SUR LE CONFORT DANS UNE VOITURE DE NIVEAU INTERMÉDIAIRE D'AUTOMATISATION : UNE ÉTUDE PAR SCÉNARIOS

Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2022). Effects of environmental, vehicle and human factors on comfort in partially automated driving: A scenario-based study. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 86, 392-401. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2022.03.012>. Q1

L'objectif de cette première étude de thèse est d'approfondir la compréhension des effets du type de route, des conditions météorologiques et du niveau de congestion routière, de manière isolée et en interaction, sur l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée. De manière plus générale, l'objectif est de mieux comprendre comment paramétrer le style de conduite automatisé du véhicule au regard de ces variables, tout en considérant celles qui sont inhérentes au conducteur-passager, telles que son niveau de confiance à l'égard des voitures automatisées. Dans cette étude par scénarios écrits, le véhicule est décrit comme laissant la possibilité au conducteur-passager de s'investir entièrement dans des tâches annexes à la conduite, à condition qu'il reste apte à reprendre le contrôle du véhicule si nécessaire. Ce dernier est donc considéré comme de niveau 3 SAE.

Résumé

La littérature scientifique portant sur l'étude de l'expérience des humains en tant que passagers de voitures de niveaux d'automatisation intermédiaire est peu abondante, bien qu'elle soit essentielle pour améliorer l'acceptabilité de ces véhicules. La présente étude a pour objectif d'étendre ces connaissances en examinant l'influence du type de route, des conditions météorologiques, du niveau de congestion routière, de la vitesse du véhicule et de variables individuelles (par exemple, la confiance à l'égard des voitures automatisées) sur le confort des passagers d'une voiture automatisée de niveau 3 SAE. Les participants ont été exposés à des scénarios dans lesquels un personnage est conduit par une voiture automatisée de niveau 3 SAE dans différentes combinaisons de conditions (p. ex., autoroute × forte pluie × trafic encombré × véhicule conduisant à la limitation de vitesse). Les participants ont dû évaluer leur confort projeté en s'imaginant être à la place du personnage décrit dans les scénarios. Les résultats montrent que le confort projeté a été négativement affecté par la conduite en centre-ville (par rapport à l'autoroute), le temps très pluvieux et la congestion routière élevée. Les analyses d'interaction montrent que la réduction de la vitesse du véhicule a amélioré le confort projeté dans ces deux dernières conditions, considérées individuellement ou en combinaison. L'analyse par agrégation des données révèle quatre profils de participants : ceux étant *confiants dans l'automatisation*, ceux *n'étant pas confiants dans l'automatisation*, ainsi que ceux ayant une *aversion pour le risque*, et ceux ayant une *aversion pour la réduction de vitesse*. Ces groupes de participants se sont différenciés par une réaction différente aux conditions de conduite et par des niveaux variables de confiance à l'égard des voitures automatisées. De manière générale, cette étude suggère que l'optimisation du confort dans les voitures automatisées devrait tenir compte des conditions de conduite, mais également de variables individuelles, telles que la confiance à leur égard.

Mots clé : automatisation de la conduite, inconfort, conducteur-passager, passager, scénario.

Effects of environmental, vehicle and human factors on comfort in partially automated driving: A scenario-based study

Maxime Delmas ^{a,*}, Valérie Camps ^b and Céline Lemerrier ^c

^{a,c} Cognition, Languages, Language and Ergonomics (CLLE) laboratory, University of Toulouse - Jean Jaurès, Toulouse, France

^b Toulouse Computer Science Research Institute (IRIT), Paul Sabatier University, Toulouse, France

*Corresponding author

^a Email: maxime.delmas@univ-tlse2.fr; Postal address: Université Toulouse - Jean Jaurès, Maison de la Recherche, 5, allées Antonio-Machado, 31058 Toulouse Cedex 9, France

^b Email address: Valerie.Camps@irit.fr

^c Email address: celine.lemerrier@univ-tlse2.fr

Declaration of interest: none.

Abstract

Although it is key to improving acceptability, there is sparse scientific literature on the experience of humans as passengers in partially automated cars. The present study therefore investigated the influence of road type, weather conditions, traffic congestion level, vehicle speed, and human factors (e.g., trust in automated cars) on passenger comfort in an automated car classified as Level 3 according to the Society of Automotive Engineers (SAE). Participants were exposed to scenarios in which a character is driven by an SAE Level 3 automated car in different combinations of conditions (e.g., highway × heavy rain × very congested traffic × vehicle following prescribed speed). They were asked to rate their perceived comfort as if they were the protagonist. Results showed that comfort was negatively affected by driving in downtown (vs. highway), heavy rain, and congested traffic. Interaction analyses showed that reducing the speed of the vehicle improved comfort in these two last conditions, considered either individually or in combination. Cluster analysis revealed four profiles: *trusting in automation*, *averse to speed reduction*, *risk averse*, and *mistrusting automation*. These profiles were all influenced differently by the driving conditions, and corresponded to varying levels of trust in automated cars. This study suggests that optimizing comfort in automated cars should take account of both driving conditions and human profiles.

Keywords: driving automation, discomfort, drivenger, passenger, scenario.

1. Introduction

Driving automation is currently a major issue for both the automotive industry and the scientific community. Its development could reduce the number of accidents, traffic congestion, and even the carbon footprint of this type of transport (Hartwich et al., 2018). It could also extend the mobility of older people, which is a major challenge in aging societies. Higher levels of automation could also allow drivers to relax and engage in nondriving activities. These higher levels of automation will soon be available to the general public, starting with automated cars classified as Level 3 by the Society of Automotive Engineers (SAE, 2016). This level of automation will allow drivers to delegate control of the vehicle to the automated system, without the need to supervise it, although they will have to be ready to take over control if necessary. The driving activity will thus be shared over time between the vehicle and the human behind the wheel. In this context, the latter will become a *drivenger*, alternating between driver and passenger status.

The drivenger as driver has been extensively documented in the scientific literature. Peak criticality for this status occurs during the transfer of control from the automated system to the human. Owing to factors such as the loss of situational awareness (Endsley, 1995), this takeover phase can prove difficult for drivers (Navarro, 2018). In addition, this inherent criticality can be exacerbated by both human and environmental factors. For instance, Li et al. (2018) showed that takeover quality is poorer for older drivers and in adverse weather conditions. Driving performance has also been shown to be impaired immediately after takeover, illustrated for instance by erratic visual exploration of the environment (Navarro, 2018). There is therefore no shortage of research on the drivenger as driver, regarding takeover and post-takeover driving performances. By contrast, very few studies have focused on the drivenger as passenger. Nevertheless, ensuring that the latter has a positive experience is crucial to the acceptance and use of this technology (Hartwich et al., 2018). It can thus be regarded as one of the keys to ensuring that the expected benefits of driving automation can be fully realized (Banks & Stanton, 2016). In order to understand how the drivenger's experience as a passenger could be improved, it is useful to look at the more abundant scientific literature concerning higher levels of

automation, where the human is always a passenger. In this context, comfort is the most frequently studied factor (e.g., Bellem et al., 2018). According to these authors, comfort is commonly associated with a feeling of wellbeing and the attribution of a positive valence to the eliciting entity. It can also be associated with the absence of discomfort and uneasiness. Along with safety and efficiency aspects, enhanced comfort is considered by some industry experts, research providers and public authorities to be one of the main motivations for the development of automated driving (ERTRAC, 2019). A close relationship has been highlighted between comfort, trust, and acceptance of automated vehicles (Bellem et al., 2018). While both trust and acceptance are vital to the use of a system, comfort can be regarded as a potential lever of automated vehicle adoption (Bellem et al., 2018).

The most relevant approach to improving comfort during automated driving would appear to be to look at the factors that ensure passenger comfort in manually driven cars. Passenger comfort has been shown to depend mainly on the driver's driving style (Bellem et al., 2016). Transferring these results to automated driving, we can assume that it is important to identify the automated driving styles that provide the best experience for passengers (Hartwich et al., 2018). In this perspective, Beggiato et al. (2020) have for instance investigated participants' automated driving style preferences, giving them a choice between a dynamic or defensive style or a replay of their own manual driving style. Results showed that passengers felt more comfortable with a more defensive driving style, characterized by a lower speed, smoother accelerations, and earlier decelerations.

Guidelines on how automated vehicles should drive in order to ensure passenger comfort are therefore gradually emerging from the scientific literature. However, there are still many gaps that remain to be closed. First, the majority of studies investigating comfort during automated driving have focused on SAE Levels 4 and 5, with very few looking at the lower levels of automation (i.e., SAE Levels 1-3). Second, one of the main limitations of these studies is that they have not considered factors encountered in real-life driving situations, such as adverse weather conditions or traffic congestion. And yet these factors have an effect on comfort during manual driving (e.g., Beggiato et al., 2020; Faria et al., 2018), and could also have an effect on comfort during automated driving. As argued by

Rossner and Bullinger (2020), factors that influence perceived safety in manual driving are also factors that influence perceived safety during highly automated driving. The aim of the present study was thus to examine the effects of road type, weather conditions, traffic congestion level, and vehicle speed on the perception of comfort in a partially automated car. Road type, weather conditions and traffic congestion level were selected because they are known to influence driving task complexity (Fuller, 2000), and are encountered by drivers on a daily basis. Vehicle speed was selected because it is one of the main parameters of automated driving styles, and influences driving task complexity (Fuller, 2000). The present study was conducted online using a scenario-based method (see Section 2.2.1 for more details). We also examined participants' profiles, as previous studies had shown that they can influence perceived comfort. Alongside manual driving style (e.g., Bellem et al., 2018) and trust in automated cars (Monsaingeon et al., 2020), we considered driver locus of control (Özkan & Lajunen, 2005), as this might influence the perception of comfort in automated vehicles. A driver with a high internal locus of control may not be comfortable delegating control to the vehicle, and this effect could be accentuated under unfavorable driving conditions, where control is even more important. In summary, the main objectives of our study were to (a) investigate the impact of different driving conditions on the perception of comfort in a partially automated vehicle, and (b) examine how far this perception relies on manual driving styles, trust in automated cars, and driver locus of control.

2. Method

2.1. Participants

Participants were all French speakers, and were recruited via Facebook groups or by email (professional and personal networks). The only condition for taking part was to have a valid driver's license. Participants were not remunerated for taking part. The sample consisted of 201 participants (135 women and 66 men; $M_{\text{age}} = 33.08$ years, $SD = 15.33$, range = 18-82). Their mean driving experience was 13.57 years ($SD = 14.77$), 76.6% drove more than once a week, and 55.9% more than three times

a week. Finally, 16.9% had already used automatic cruise control (ACC) or a lane centering system, and 7% had already used ACC coupled with a lane centering system.

2.2. Materials

2.2.1. Scenarios

2.2.1.1. Rationale

Studies focusing on comfort in autonomous cars have been based on experiments either on real roads (Bellem et al., 2016; Oliveira et al., 2019) or in a simulator (Bellem et al., 2018; Hartwich et al., 2018; Scherer et al., 2015; Siebert & Wallis, 2019; Trende et al., 2019). Using these kinds of technologies to explore how different factors may interact to affect the perception of comfort requires substantial investment in both time and money. Anderson's experimental protocol (Anderson, 1982, 1996) therefore offers a viable alternative. This methodology, based on information integration theory, allows several factors and their mutual interactions to be investigated at the same time. It relies on scenarios where participants are asked to evaluate combinations of factors, rather than individual ones. A complete factorial plan is necessary to determine the impact of each individual factor on the overall judgments, and to study all possible interactions (Anderson, 2008). Anderson's methodology has been successfully implemented and validated in various research areas (Hurgobin et al., 2020), including automated driving (Monsaingeon et al., 2020). We therefore used it in the present study to examine comfort in automated vehicles.

2.2.1.2. Scenario composition

The first names and gender of the protagonists in the scenarios were adapted to those of each participant, using common French names, so as to make it easier for participants to put themselves in the protagonists' shoes. The first names were taken from the methodology described in Monsaingeon et al. (2020). *Marie* was used for women over the age of 40 years, and *Julie* for those aged 40 or under.

Jean was used for men over 40, and *Julien* for those aged 40 or under. We constructed 24 written scenarios (in French), according to four within-participant factors: Type of road (highway vs. secondary vs. downtown) × Vehicle speed (prescribed speed vs. 20 km/hr below prescribed speed) × Weather conditions (clear weather vs. very rainy) × Traffic congestion level (few vehicles vs. many vehicles). After reading each scenario (e.g., “Julien is on the **highway**. His vehicle is driving at the **prescribed speed**. The weather is **clear**. There are **few vehicles** on the road”), participants were asked the following question: “If you were Julien, how comfortable would you feel?” They indicated their responses on a 20-point scale ranging from 1 (*Not at all*) to 20 (*Absolutely*). To avoid a number preference bias, no numbers were displayed on the response scale (Hurgobin et al., 2020). The questionnaires were developed on the Qualtrics online platform. The order of presentation of the different scenarios was randomized.

2.2.1.3. Scenario instructions

During the instruction phase, participants were asked to read each scenario of the questionnaire carefully, and to answer by taking into account all the information contained in the stories. They were informed that they would be able to modify their answers during the first (familiarization) phase, but not during the subsequent (experimental) phase. Finally, participants were told that after reading each scenario, they would have to estimate how comfortable they would be if they were the protagonist. *Being comfortable* was defined as a sense of wellbeing and the absence of uneasiness and discomfort. The vehicle in which the story protagonist was seated was described as partially automated, that is, capable of automatically maintaining the speed and position of the vehicle on the road. However, the system might ask the driver to resume manual driving if necessary.

2.2.2. Multidimensional Driving Style Inventory (MDSI)

Participants' manual driving style was assessed using the Multidimensional Driving Style Inventory (MDSI; Taubman et al., 2004). This scale consists of 44 items relating to driving situations. These items are divided into eight factors corresponding to different driving styles (Taubman et al., 2004): dissociative driving style (8 items), anxious driving style (7 items), risky driving style (5 items), angry driving style (5 items), high-velocity driving style (6 items), distress-reduction driving style (4 items), patient driving style (4 items), and careful driving style (5 items). Participants were asked to rate how closely these situations matched their feelings, thoughts and behaviors while driving on a 6-point scale ranging from 1 (*Not at all*) to 6 (*Absolutely*). The 44 items of the original version were translated into French by three expert researchers: two native French speakers and one English–French bilingual. Their translations were compared and a final version of the French questionnaire was agreed.

2.2.3. Traffic Locus of Control Scale (T-LOC)

Participants' type of driver locus of control was assessed using the Traffic Locus of Control Scale (T-LOC) developed by Özkan et al. (2005), and adapted to Western culture by Warner et al. (2010). It is an adaptation of the concept of locus of control (Rotter, 1966) to the field of driving. The scale consists of 17 items, divided into four factors: other drivers (6 items), self (5 items), vehicle/environment (3 items), and fate (3 items). Participants are asked to rate the possibility that these 17 items had caused or would cause an accident in relation to their own driving style and conditions. Responses were expressed on a 5-point scale ranging from 1 (*Not at all possible*) to 5 (*Highly possible*). The T-LOC was translated in French using the same method as for the MDSI.

2.3. Procedure

Participants clicked on the link they had received via social media or email, and carried out the study online without the experimenter. The experimental procedure followed the recommendations given by Anderson (2013). The experiment began with a general description of the study and a free and informed consent form. Participants were then asked to provide their gender, age, and driving expertise (i.e., years with a driving license, frequency of car use in the past 6 months, number of miles driven in the past 6 months). Instructions were then given to participants. This step was followed by a familiarization phase featuring 12 scenarios, including the most *extreme* ones, in order to induce a wide spectrum of responses. The subsequent experimental phase comprised the full 24 scenarios. Once this phase was completed, participants were invited to complete the T-LOC and MDSI. They were then asked to indicate their level of confidence in automated cars on a scale ranging from 1 (*Low*) to 5 (*High*), and their past experience with automated driving systems (*None, ACC or lane centering, ACC and lane centering*).

2.4. Data analysis

In accordance with Anderson's methodology (Anderson, 2008), we submitted the data to an analysis of variance (ANOVA). We examined the main effects of the four factors (i.e., type of road, vehicle speed, weather conditions, and traffic congestion level) and their possible interaction effects on the perception of comfort. In cases where Mauchly's sphericity test indicated that the assumption of sphericity had been violated, and epsilon was $> .75$, we applied the Greenhouse-Geisser correction. Given the multiplicity of comparisons, the significance threshold was set at .001, and the Bonferroni correction was used for post hoc tests (Jafari & Ansari-Pour, 2019).

In order to highlight participants' profiles, we then performed a cluster analysis based on their comfort ratings in the different experimental conditions (see Section 3.3 for more details on clusters formation). We followed the procedure advocated by Hofmans and Mullet (2013) for data collected

with Anderson's methodology, and used a nonhierarchical centroid-based method (Euclidean distances) called K-means clustering. This algorithm uses all the data points and is less susceptible to outliers than other techniques. K-means clusters are constructed so that the mean behavior of each group is distinct from that of all the other groups (MacQueen, 1967). Finally, using ANOVAs and χ^2 tests, we tested the clusters for statistically significant differences in profiles. All statistical analyses were carried out using IBM SPSS (version 25) software. All reported statistics were cross-checked for consistency with statcheck.io (Epskamp et al., 2016).

3. Results

3.1. Participants' characteristics

Participants' characteristics at the whole sample and cluster levels are summarized in

Table 1.

Table 1. Participants' characteristics for the whole sample and each cluster

Participants' characteristics	Clusters				Total (N = 201)
	Cluster 1 (n = 51)	Cluster 2 (n = 29)	Cluster 3 (n = 75)	Cluster 4 (n = 46)	
Sex (%)					
Female	25 (49.0)	21 (72.4)	53 (70.7)	36 (78.3)	135 (67.2)
Male	26 (51.0)	8 (27.6)	22 (29.3)	10 (21.7)	66 (32.8)
Age in years (SD)	35.59 (17.96)	28.83 (9.83)	33.57 (15.48)	32.20 (14.55)	33.08 (15.33)
Years with driver's license (SD)	16.04 (16.97)	9.69 (8.82)	13.75 (15.17)	12.98 (14.35)	13.57 (14.77)
Trust in automated cars (SD)	3.47 (1.12)	2.66 (1.23)	2,43 (1.00)	1,74 (1.02)	2.57 (1.23)
Prior experience with ADS (%)					
None	38 (74.5)	25 (86.2)	54 (72.0)	36 (78.3)	153 (76.1)
ACC or lane centering	10 (19.6)	2 (6.9)	14 (18.7)	8 (17.4)	34 (16.9)
ACC + lane centering	3 (5.9)	2 (6.9)	7 (9.3)	2 (4.3)	14 (7.0)
Car use frequency (%)					
< Once a week	12 (23.5)	7 (24.1)	21 (28.0)	7 (15.2)	47 (23.4)
1-3 times a week	11 (21.6)	3 (10.3)	18 (24.0)	9 (19.6)	41 (20.4)
3-5 times a week	11 (21.6)	5 (17.2)	10 (13.3)	15 (32.6)	41 (20.4)
> 5 times a week	17 (33.3)	14 (48.3)	26 (34.7)	15 (32.6)	72 (35.8)
T-LOC* (SD)					
Other drivers	3.88 (.77)	4,07 (.54)	4,02 (.56)	4,12 (.56)	4.01 (.62)
Self	2.62 (.97)	2,48 (.97)	2,55 (.94)	2,57 (.87)	2.56 (.93)
Vehicle and environment	3.37 (.80)	3,62 (.82)	3,57 (.66)	3,52 (.76)	3.51 (.74)
Fate	2.46 (.84)	2,83 (.77)	2,78 (1.03)	2,57 (1.05)	2.66 (.96)
MDSI** (SD)					
Dissociative DS	1.99 (.58)	2.06 (.65)	2.02 (.69)	2.03 (.62)	2.02 (.64)
Anxious DS	2.46 (.87)	2.35 (.63)	2.50 (.73)	2.53 (.90)	2.48 (.79)
Risky DS	1.70 (.89)	1.72 (.68)	1.75 (.85)	1.56 (.67)	1.69 (.80)
Angry DS	2.50 (1.07)	2.57 (1.07)	2.49 (1.02)	2.38 (1.02)	2.48 (1.03)
High velocity DS	2.20 (.78)	2.23 (.69)	2.32 (.78)	2.21 (.89)	2.25 (.79)
Distress reduction DS	2.36 (.69)	2.52 (.89)	2.38 (.85)	2.15 (.70)	2.34 (.79)
Patient DS	4.38 (.96)	4.45 (.86)	4.51 (.88)	4.52 (.99)	4.47 (.92)
Careful DS	4.81 (.74)	4.87 (.63)	4.83 (.69)	4.88 (.69)	4.84 (.69)

Note. ADS = automated driving system; ACC = automatic cruise control; T-LOC = Traffic Locus of Control Scale;

MDSI = Multidimensional Driving Style Inventory; DS = driving style.

Percentages may not be equal to 100, owing to rounding.

* Ratings were given on a 5-point scale; ** Ratings were given on a 6-point scale.

3.2. Analyses conducted on the whole sample

We ran a 3 (type of road: highway vs. secondary vs. downtown) × 2 (weather conditions: clear weather vs. very rainy) × 2 (traffic congestion level: few vehicles vs. many vehicles) × 2 (vehicle speed: prescribed speed vs. 20 km/hr below prescribed speed) ANOVA on comfort ratings.

Three of the main effects were significant:

- (1) Type of road, $F(1.56, 199) = 8.73, p < .001, \eta^2_p = .04$. Pairwise comparisons were conducted to examine differences between types of road. Comfort was higher in the highway condition than in the downtown one (see Table 2).
- (2) Weather conditions, $F(1, 200) = 172.95, p < .001, \eta^2_p = .46$. Comfort was higher for the clear weather condition than for the very rainy one (see Table 2).
- (3) Traffic congestion, $F(1, 200) = 166.03, p < .001, \eta^2_p = .45$. Comfort was higher when there were few vehicles rather than many (see Table 2).

No significant main effect of vehicle speed was found.

Table 2. Mean (standard deviation) comfort ratings reported by the whole sample according to type of road, weather conditions, and traffic congestion level

Factor	M (SD)
Type of road	
Highway*	10.41 (4.39)
Secondary	10.22 (4.23)
Downtown*	9.83 (4.55)
Weather conditions	
Clear	11.76 (4.37)
Very rainy	8.55 (4.78)
Traffic congestion level	
Few vehicles	11.19 (4.22)
Many vehicles	9.11 (4.55)

Note. * $p < .001$.

Three two-way interaction effects and one three-way interaction effect were significant.

(1) Between type of road and weather conditions, $F(2, 195) = 13.70, p < .001, \eta^2_p = .06$. When the weather conditions were clear, comfort ratings were lower for downtown than for highway or secondary. However, when the weather was very rainy, comfort ratings did not differ between types of road (see Table 3).

Table 3. Effect of Type of road x Weather conditions interaction on mean comfort ratings and standard errors

Factor		M	SE
Type of road	Weather condition		
Highway	Clear weather	12.2	.32
	Very rainy	8.62	.35
Secondary	Clear weather	11.87	.31
	Very rainy	8.56	.34
Downtown	Clear weather	11.21	.33
	Very rainy	8.46	.35

(2) Between weather conditions and vehicle speed, $F(1, 197) = 44.43, p < .001, \eta^2_p = .18$. When the weather conditions were clear, comfort ratings were higher if the vehicle was driving at the prescribed speed. However, when the weather was very rainy, comfort ratings were higher if the vehicle was driving at 20 km/hr below the prescribed speed (see Table 4).

Table 4. Interaction between weather conditions and speed on mean comfort ratings and standard errors

Factors		M	SE
Weather conditions	Speed		
Clear weather	Speed limit	12.28	.35
	20 km/hr below speed limit	11.24	.34
Very rainy	Speed limit	8.00	.35
	20 km/hr below speed limit	9.09	.36

(3) Between traffic congestion level and vehicle speed, $F(1, 197) = 33.68, p < .001, \eta^2_p = .14$. When there were few vehicles on the road, comfort ratings were higher if the vehicle drove at the prescribed speed. However, when there were many vehicles on the road, comfort ratings were higher if the vehicle drove at 20 km/hr below the prescribed speed (see Table 5).

Table 5. Effect of Traffic congestion level x Speed interaction on mean comfort ratings and standard errors

Factors		M	SE
Traffic congestion level	Speed		
Few vehicles	Speed limit	11.5	.33
	20 km/hr below speed limit	10.9	.32
Many vehicles	Speed limit	8.78	.34
	20 km/hr below speed limit	9.45	.34

(4) Between weather conditions, traffic congestion level and vehicle speed, $F(1, 193) = 11.66, p < .001, \eta^2_p = .06$. When the weather conditions were clear and there were few vehicles on the road, comfort ratings were higher if the vehicle drove at the prescribed speed. However, if the weather was very rainy with many vehicles on the road, comfort ratings were higher if the vehicle drove at 20 km/hr below the prescribed speed (see Table 6).

Table 6. Effect of Weather conditions x Traffic congestion level x Speed interaction on mean comfort ratings and standard errors

Factors			M	SE
Weather conditions	Traffic congestion level	Speed		
Clear weather	Few vehicle	Speed limit	13.97	.35
		20 km/hr below speed limit	11.99	.39
	Many vehicles	Speed limit	10.59	.39
		20 km/hr below speed limit	10.49	.37
Very rainy	Few vehicles	Speed limit	9.03	.37
		20 km/hr below speed limit	9.78	.38
	Many vehicles	Speed limit	6.97	.35
		20 km/hr below speed limit	8.41	.38

3.3. Cluster analyses

The cluster analysis yielded two- and four-cluster solutions. After analysis, the differences in responses for the two-cluster solution were smaller than the differences in responses for the four-cluster one. We therefore opted for the latter, in order to have four very distinctive response profiles. Analysis showed a link between trust in automated cars and cluster formation, $F(3, 197) = 21.71$, $p < .001$, $\eta^2_p = .25$. No other profile factors were related to cluster formation. On each cluster, we ran the same analyses we had applied to the whole sample: Type of road x Weather conditions x Traffic congestion level x Vehicle speed ANOVAs. Means and standard deviations for each condition at cluster level are summarized in Table 7.

Table 7. Mean comfort rating means and standard deviations (in parenthesis) for each cluster, regarding type of road, weather conditions, traffic congestion level, and vehicle speed

Factors	Clusters			
	Cluster 1 (n = 51)	Cluster 2 (n = 29)	Cluster 3 (n = 75)	Cluster 4 (n = 46)
	M (SD)	M (SD)	M (SD)	M (SD)
Type of road				
Highway	15.67 (2.10)	10.28 (1.73)	10.56 (1.97)	4.42 (2.16)
Secondary	15.25 (2.39)	10.63 (1.59)	10.05 (1.80)	4.64 (2.34)
Downtown	15.47 (2.05)	10.28 (1.73)	9.38 (2,39)	3.98 (2.24)
Weather conditions				
Clear weather	16.14 (2.20)	11.03 (1.45)	12.79 (2.28)	5.69 (2.84)
Very rainy	14.78 (2.52)	9.84 (2.07)	7.20 (2.44)	3.00 (1.52)
Traffic congestion level				
Few vehicles	16.03 (2.14)	10.95 (1.32)	11.52 (1.80)	5.44 (2.70)
Many vehicle	14.90 (2.36)	9.92 (1.72)	8.47 (2.04)	3.26 (1.70)
Vehicle speed				
Prescribed speed	15.52 (2.47)	12.33 (2.50)	9.33 (1.62)	4.11 (2.05)
20 km/hr below prescribed speed	15.40 (2.31)	8.53 (2.67)	10.66 (1.93)	4.59 (2.30)

3.3.1. Cluster 1: Trusting in automation

The first cluster was called *trusting in automation*, as its members had the highest level of trust in automated cars ($M = 3.47$, $SD = 1.12$). Additionally, they expressed a very high overall level of comfort ($M = 15.45$, $SD = 2.02$). Mean comfort ratings were the highest when driving on the highway, with clear weather, few vehicles and at the prescribed speed (max = 18.49), and remained positive even for the lowest ratings, when driving on secondary roads, with very rainy weather, many vehicles and at the prescribed speed (min. = 12.47). According to the effect sizes, the order of importance of the factors was as follows for this cluster: (1) traffic congestion, $F(1, 50) = 16.28$, $p < .001$, $\eta^2_p = .25$, and (2) weather conditions, $F(1, 50) = 15.35$, $p < .001$, $\eta^2_p = .24$. Mean comfort ratings were higher when (1) there were few vehicles on the road, and (2) Weather conditions were clear. Type of road and vehicle speed had no significant effect for this cluster. Analysis revealed two interactions between factors for this cluster. Weather conditions interacted with vehicle speed, $F(1, 47) = 23.80$, $p < .001$, $\eta^2_p = .32$. When weather conditions were clear, mean comfort ratings were higher if the vehicle was

driving at the prescribed speed. By contrast, when the weather was very rainy, mean comfort ratings were higher if the vehicle drove 20 km/hr below the prescribed speed. Traffic congestion also interacted with vehicle speed, $F(1, 47) = 17.56, p < .001, \eta^2_p = .26$, following the same logic. When there were few vehicles on the road, mean comfort ratings were higher if the car was driving at the prescribed speed. By contrast, when there were many vehicles on the road, mean comfort ratings were higher if the car was driving 20 km/hr below the prescribed speed.

3.3.2. Cluster 2: Averse to speed reduction

The second cluster was called *averse to reduced speed*. Members of this cluster expressed their highest level of comfort when driving on the highway, with clear weather, with few vehicles, and at the prescribed speed (max. = 16.93). They expressed the lowest level of comfort if, in the same conditions, the car was driving at 20 km/hr below the prescribed speed (min. = 6.10). Their overall mean comfort rating was moderate ($M = 10.43, SD = 1.25$), as was their trust in automated cars ($M = 2.66, SD = 1.23$). According to the effect sizes, the only important factor for this cluster was vehicle speed, $F(1, 28) = 20.38, p < .001, \eta^2_p = .42$. Mean comfort ratings were higher when the vehicle speed was 20 km/hr below the prescribed speed. Type of road, weather conditions and traffic congestion level had no significant effect for this cluster. Analysis revealed two interactions for this cluster. Weather conditions interacted with vehicle speed, $F(1, 25) = 46.49, p < .001, \eta^2_p = .62$. When weather conditions were clear, mean comfort ratings were higher if the vehicle drove at the prescribed speed. However, when the weather was very rainy, there was no difference in mean comfort ratings between the two vehicle speed conditions. Traffic congestion also interacted with vehicle speed, $F(1, 25) = 20.73, p < .001, \eta^2_p = .43$. When the car was driving at the prescribed speed, mean comfort ratings were higher if there were few vehicles. However, when the car was driving 20 km/hr below the prescribed speed, mean comfort ratings were higher if there were many vehicles.

3.3.3. Cluster 3: Risk averse

The third cluster was called *risk averse*, and contained the most participants ($n = 75$). The latter displayed their highest level of comfort when driving on the highway with clear weather, with few vehicles on the road, and at reduced speed (max. = 15.89). By the same token, they displayed the lowest level of comfort when driving downtown with very rainy weather, with many vehicles on the road and at the prescribed speed (Min = 5.11). Their overall mean comfort rating was moderate ($M = 10.00$, $SD = 1.49$), as was their trust in automated cars ($M = 2.43$, $SD = 1.00$). According to the effect sizes, the order of importance of the factors was as follows for this cluster: (1) weather conditions, $F(1, 74) = 174.13$, $p < .001$, $\eta^2_p = .70$, (2) traffic congestion level, $F(1, 74) = 119.76$, $p < .001$, $\eta^2_p = .62$, and (3) vehicle speed, $F(1, 74) = 35.35$, $p < .001$, $\eta^2_p = .32$. Mean comfort ratings were higher when (1) Weather conditions were clear, (2) there were few vehicles on the road, and (3) vehicle speed was 20 km/hr below the prescribed speed. Type of road had no significant effect for this cluster. Analysis revealed no interaction effects.

3.3.4. Cluster 4: Mistrusting automation

The fourth cluster was called *mistrusting automation*, as its members had the lowest level of trust in automated cars ($M = 1.74$, $SD = 1.02$). In addition, they expressed a very low overall level of comfort ($M = 4.35$, $SD = 2.04$). Moreover, they felt uncomfortable even in their favorite conditions, namely on the highway, with clear weather, few vehicles on the road, and at the prescribed speed (max. = 8.11). They expressed the lowest level of comfort when driving on the highway, with very rainy weather, with many vehicles, and at the prescribed speed ($M = 2.04$). According to the effect sizes, the order of importance of the factors was as follows for this cluster: (1) weather conditions, $F(1, 45) = 78.3$, $p < .001$, $\eta^2_p = .64$, and (2) traffic congestion level, $F(1, 45) = 57.45$, $p < .001$, $\eta^2_p = .56$. Mean comfort ratings were higher when (1) Weather conditions were clear and (2) there were few vehicles on the road. Type of road and vehicle speed had no significant effect for this cluster. Analysis revealed no interaction effects.

4. Discussion

In the present study, we evaluated the impact of different driving conditions on the perceived comfort of a passenger in a partially automated car. We used scenarios in which we manipulated the type of road, weather conditions, traffic congestion level, and vehicle speed. Our first goal was to determine whether these driving conditions influenced perceived comfort. At the whole sample level, results showed that perceived comfort in SAE Level 3 automated cars could be influenced by driving conditions that bring an increased risk of critical events (e.g., crowded downtown, reduced visibility and control in heavy rain, proximity to other road users in dense traffic). However, interaction analyses revealed that reducing vehicle speed could moderate the negative individual and joint influences of heavy rain and the presence of many vehicles on the road. These results can be viewed through the prism of the task capability interface (TCI) model of the driving process (Fuller, 2000). Although this model was developed in the context of manual driving, it could also apply to partial automation, where the driver has to switch between manual and automated driving. According to the TCI model, speed adaptations allow drivers to reduce the difficulty of the driving task when facing high task demands or impaired capabilities (e.g., reduced visibility), and hence maintain as low a level of crash risk as possible. However, automated systems with rigid driving styles (e.g., always following the prescribed speed) do not take these variations into account. The resulting dissonance between drivers' capabilities and task demands could thus lead to a feeling of discomfort, owing to an increase in perceived risk. Fuller (2000) argued that this discomfort increases as drivers approach the point at which they will no longer be able to meet the task demands. In the context of partially automated cars, drivers may have to take over control of the vehicle in situations that exceed their capabilities (e.g., takeover at high speed with adverse weather conditions), which may lead to anxious anticipation, and perhaps explain the poor takeover performances highlighted in previous studies (Gold et al., 2016; Li et al., 2018).

Cluster analysis revealed four behavioral profiles, showing that the influence of driving conditions was not homogeneous. Two of the clusters were exact opposites, with participants in one

of them expressing comfort no matter what (trusting in automation), and participants in the other one expressing discomfort no matter what (mistrusting automation). The two remaining clusters were opposed on their appreciation of vehicle speed, with one of them expressing very low comfort if the vehicle drove at a reduced speed in favorable driving conditions (averse to speed reduction), and the other feeling more comfortable with the reduced speed in every condition (risk averse). Overall, the comfort of 85.57% of the participants was negatively influenced (with large effect sizes) by adverse driving conditions. For 73.26% of these, however, this effect was lessened by reducing the speed of the vehicle. The second goal of this study was to determine whether individual factors influenced perceived comfort. Cluster analyses revealed an effect of trust in automated cars, with a high level of trust for the trusting in automation cluster, medium levels for both the averse to speed reduction and risk averse clusters, and a low level for the mistrusting automation cluster.

Previous findings (i.e., Bellem et al., 2018) had suggested that manual driving styles have an effect on perceived comfort in automated driving, but this was not the case in the present study. For example, we might have been expected individuals in the Averse to speed reduction cluster to have higher scores in the high-velocity driving style than the rest of the sample had. The absence of any such results can be explained by participants overestimating their adaptive driving behaviors (e.g., patient driving style), and underestimating their maladaptive driving behaviors (e.g., high-velocity driving style), leading to only minor variations across the sample. Similarly, driver locus of control proved to have no influence in this study. This may be because the T-LOC questionnaire failed to capture part of the experience of being a passenger in a vehicle. Five of the items in this questionnaire are dedicated to the self-dimension, but this concerns the respondent as an active driver. It would be useful to develop a specific driver locus of control questionnaire, to consider the alternating status of the human behind the wheel of a partially automated vehicle.

The present study is a new step towards understanding the variables that influence comfort in automated vehicles. Yet, these results need to be interpreted in consideration of a few methodological limitations. First, this study is based on written scenarios. Further studies should thus

replicate these findings in simulator and real road studies. In fact, participants might for instance experience more discomfort when facing critical events in real driving conditions. Another limitation of the present study is the fact that most participants had no experience with automated driving systems (ADS). However, previous studies have shown that familiarity with ADS has a significant effect on trust with these systems (e.g., Oliveira et al., 2019). The same type of effect could therefore be observed with comfort. Finally, the scenarios described in this study were quite general regarding the details of the different situations. This was an intentional choice, as it allowed for a specific focus on the effect of the variables of interest without adding too much noise. Yet, this is also a limitation as comfort might change dynamically in the presence of these variables. For instance, participants may experience discomfort peaks when the ego-vehicle comes close to other vehicles, or due to stop & go in heavy traffic. Further studies replicating these findings on simulator or on-road could use a continuous comfort assessment method, such as pressing more or less hard on a handset control (e.g., Beggiato et al., 2020).

5. Conclusion

In conclusion, our results suggest that driving conditions have an effect on passenger comfort during partially automated driving. They also suggest that adapting the speed of the automated vehicle in unfavorable driving conditions would help to reduce the resulting discomfort for most individuals. Trust in automated cars has been highlighted as a key factor when trying to improve comfort in SAE Level 3 automated cars. Future studies should also investigate the influence of speed adaptation on the drivenger's experience and takeover performance during partially automated driving. They should also consider the experience of the drivenger in greater depth. In addition to comfort, other facets of the drivenger's experience deserve to be explored, such as anxiety and enjoyment. Finally, in line with Monsaignon et al. (2020), the present study confirms the relevance of using a scenario-based methodology in the context of driving automation, and extends it to the study of comfort in partially automated cars.

Author contributions

The authors confirm contribution to the paper as follows:

Maxime Delmas: conceptualization, methodology, software, formal analysis, investigation, resources, writing - original draft.

Valérie Camps and **Céline Lemercier:** supervision, funding acquisition, conceptualization, methodology, resources, writing - original draft.

All authors reviewed the results and approved the final version of the manuscript.

Funding

The present work was funded by Occitanie Regional Council (France), and the neOCampus project (Paul Sabatier University, Toulouse, France).

References

- Anderson, N. H. (1982). *Methods in information integration theory*. New York: Academic Press.
- Anderson, N. H. (1996). *A functional theory of cognition*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Anderson, N. H. (2008). *Unified social cognition*. New York: Psychology Press.
- Anderson, N. H. (2013). Unified psychology based on three laws of information integration. *Review of General Psychology, 17*(2), 125–132. <https://doi.org/10.1037/a0032921>
- Banks, V. A., & Stanton, N. A. (2016). Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. *Applied Ergonomics, 53*, 389-395.
- Beggiato, M., Hartwich, F., Roßner, P., Dettmann, A., Enhuber, S., Pech, T., ... & Krems, J. (2020). KomfoPilot—Comfortable automated driving. In G. Meixner (Ed.), *Smart automotive mobility* (pp. 71-154). Cham: Springer.
- Bellem, H., Schönenberg, T., Krems, J. F., & Schrauf, M. (2016). Objective metrics of comfort: Developing a driving style for highly automated vehicles. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 41*, 45-54.
- Bellem, H., Thiel, B., Schrauf, M., & Krems, J. F. (2018). Comfort in automated driving: An analysis of preferences for different automated driving styles and their dependence on personality traits. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 55*, 90-100.
- Epskamp, S., Nuijten, M. B., & Rife, S. (2016). *Statcheck on the web*. <http://statcheck.io>
- ERTRAC (2019). Connected automated driving roadmap. <https://www.ertrac.org/uploads/documentsearch/id57/ERTRAC-CAD-Roadmap-2019.pdf>
- Faria, M. V., Baptista, P. C., Farias, T. L., & Pereira, J. M. (2018). Assessing the impacts of driving environment on driving behavior patterns. *Transportation, 1*-27.
- Fuller, R. (2000). The task-capability interface model of the driving process. *Recherche-Transports-Sécurité, 66*, 47-57.

- Gold, C., Körber, M., Lechner, D., & Bengler, K. (2016). Taking over control from highly automated vehicles in complex traffic situations: The role of traffic density. *Human Factors*, *58*(4), 642-652.
- Hartwich, F., Beggiato, M., & Krems, J. F. (2018). Driving comfort, enjoyment and acceptance of automated driving—Effects of drivers' age and driving style familiarity. *Ergonomics*, *61*(8), 1017-1032.
- Hofmans, J., & Mullet, E. (2013). Towards unveiling individual differences in different stages of information processing: A clustering-based approach. *Quality & Quantity*, *47*(1), 455–464. <https://doi.org/10.1007/s11135-011-9529-7>
- Hurgobin, Y., Le Floch, V., & Lemerrier, C. (2020). Effect of multiple extrinsic cues on consumers' willingness to buy apples: A scenario-based study. *Food Quality and Preference*, *81*, 103860.
- Jafari, M., & Ansari-Pour, N. (2019). Why, when and how to adjust your p values? *Cell Journal (Yakhteh)*, *20*(4), 604.
- Li, S., Blythe, P., Guo, W., & Namdeo, A. (2018). Investigation of older driver's takeover performance in highly automated vehicles in adverse weather conditions. *IET Intelligent Transport Systems*, *12*(9), 1157-1165.
- MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *In Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (Vol. 1, No. 14, pp. 281-297).
- Monsaingeon, N., Caroux, L., Langlois, S., Hurgobin, Y., & Lemerrier, C. (2020). Driver compliance with automation reliability information regarding hazardous environmental circumstances. *Le Travail Humain*, *83*(4), 343-360.
- Navarro, J. (2018). A state of science on highly automated driving. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, *20*(3), 366-396.

- Oliveira, L., Proctor, K., Burns, C. G., & Birrell, S. (2019). Driving style: How should an automated vehicle behave? *Information, 10*(6), 219.
- Özkan, T., & Lajunen, T. (2005). Multidimensional Traffic Locus of Control Scale (T-LOC): Factor structure and relationship to risky driving. *Personality and Individual Differences, 38*(3), 533-545.
- Rossner, P., & Bullinger, A. C. (2020, July). I Care Who and Where You Are—Influence of Type, Position and Quantity of Oncoming Vehicles on Perceived Safety During Automated Driving on Rural Roads. In *International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 61-71). Springer, Cham.
- Rotter, J. B. (1966). Generalized expectancies for internal versus external control of reinforcement. *Psychological Monographs: General and Applied, 80*(1), 1.
- SAE, T. (2016). Definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles. *SAE Standard J, 3016*, 2016.
- Scherer, S., Dettmann, A., Hartwich, F., Pech, T., Bullinger, A. C., & Wanielik, G. (2015, November). *How the driver wants to be driven-Modelling driving styles in highly automated driving*. Paper presented at 7. Tagung Fahrerassistenzsysteme, Munich.
- Siebert, F. W., & Wallis, F. L. (2019). How speed and visibility influence preferred headway distances in highly automated driving. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 64*, 485-494.
- Taubman-Ben-Ari, O., Mikulincer, M., & Gillath, O. (2004). The multidimensional driving style inventory—Scale construct and validation. *Accident Analysis & Prevention, 36*(3), 323-332.
- Trende, A., Gräfin, D., & Weber, L. (2019, September). Personalized user profiles for autonomous vehicles. In *Proceedings of the 11th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications: Adjunct Proceedings* (pp. 287-291).

Warner, H. W., Özkan, T., & Lajunen, T. (2010). Can the traffic locus of control (T-LOC) scale be successfully used to predict Swedish drivers' speeding behaviour? *Accident Analysis & Prevention*, 42(4), 1113-1117.

ÉTUDE 2 - MA VOITURE AUTOMATISÉE DEVRAIT-ELLE CONDUIRE COMME MOI ? ÉTUDE DES PRÉFÉRENCES DE VITESSE DES CONDUCTEURS-PASSAGERS DANS DIVERSES CONDITIONS DE CONDUITE

Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2023). Should my automated car drive as I do? Investigating speed preferences of drivengers in various driving conditions. *PLoS ONE* 18(2): e0281702. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281702>. Q1

Les résultats de la première étude ont permis d'approfondir l'influence de variables contextuelles de l'activité de conduite sur l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée. Nous avons pu voir que le type de route, les conditions météorologiques et le niveau de congestion routière, pris de manière isolée ou en interaction, ont tous une influence sur le confort, et peuvent également modérer l'influence de la vitesse du style de conduite automatisé.

Dans la section 4.2.1 de l'introduction générale, nous avons pu voir que l'utilisation d'un paramétrage personnalisé pour le style de conduite automatisé peut avoir une variété de bénéfices sur l'expérience de l'humain derrière le volant. Dans cette deuxième étude, nous allons observer dans quelle mesure les trois variables contextuelles considérées dans la première étude (type de route, conditions météorologiques, congestion routière) pourraient faire varier ces bénéfices. Au regard du modèle des zones de confort multiples de Summala (2007), nous nous attendons à ce que la personnalisation du paramétrage du style de conduite automatisé soit pertinente, quelles que soient les conditions de conduite rencontrées. Dans cette deuxième étude par scénarios écrits, le véhicule est également décrit comme laissant la possibilité au conducteur-passager de s'investir entièrement dans des tâches annexes à la conduite, à condition qu'il reste apte à reprendre le contrôle du véhicule si nécessaire. Ce dernier est donc considéré comme de niveau 3 SAE.

Résumé

Les études portant sur la question de savoir comment les Voitures Automatisées [VA] devraient conduire convergent pour montrer qu'un style de conduite automatisé personnalisé, c'est-à-dire imitant le style de conduite de l'homme derrière le volant, a une influence positive sur divers aspects de son expérience (p. ex., son confort). Toutefois, peu d'études se sont intéressées au fait que ces avantages pourraient évoluer en fonction de variables liées au conducteur, telles que la confiance à l'égard des VA, et de variables contextuelles de l'activité de conduite, telles que les conditions météorologiques. En outre, la prise en compte des niveaux d'automatisation intermédiaires, tels que le niveau 3 SAE, reste largement inexplorée. L'objectif de cette étude est d'approfondir ces points. Dans un protocole expérimental basé sur des scénarios écrits, les participants ont été exposés à des scénarios écrits dans lesquels un personnage est conduit par une VA de niveau 3 SAE dans différentes combinaisons de conditions (c.-à-d., de types de routes, de conditions météorologiques et de niveaux de congestion routière). Pour chaque condition, les participants ont été invités à indiquer la vitesse à laquelle ils préféreraient que la VA conduise, et la vitesse à laquelle ils conduiraient manuellement dans la même situation. Les analyses de variance et les tests d'équivalence montrent que les participants ont eu tendance à préférer, dans l'ensemble, que la VA conduise à une vitesse légèrement inférieure à la leur. Cependant, une analyse de régression linéaire montre que, tandis que les participants ayant les niveaux de confiance les plus bas ont préféré que la VA conduise à une vitesse inférieure à la leur, ceux ayant les niveaux de confiance les plus élevés ont préféré une vitesse presque identique à la leur. Dans l'ensemble, les résultats de cette étude suggèrent que, plutôt que de proposer un style de conduite automatisé pour tous, il serait plus intéressant de mettre en œuvre une approche de personnalisation pour la conception des styles de conduite automatisés.

Mots clé : Personnalisation, Style de conduite, Expérience Utilisateur, Confiance, Conducteur-passager.

Should my automated car drive as I do? Investigating speed preferences of drivengers in various driving conditions

Maxime Delmas^{1,*}, Valérie Camps², Céline Lemerrier³

^{1,3} Cognition, Languages, Language and Ergonomics (CLLE) laboratory, University of Toulouse - Jean Jaurès, Toulouse, France

² Toulouse Computer Science Research Institute (IRIT), Paul Sabatier University, Toulouse, France

*Corresponding author

Email: maxime.delmas@univ-tlse2.fr

Authors' contribution

The authors confirm contribution to the paper as follows:

Maxime Delmas: conceptualization, methodology, validation, formal analysis, investigation, resources, writing - original draft, visualization

Valérie Camps and Céline Lemerrier: conceptualization, methodology, resources, writing - review & editing, supervision, funding acquisition.

All authors reviewed the results and approved the final version of the manuscript.

Abstract

Studies investigating the question of how automated cars (ACs) should drive converge to show that a personalized automated driving-style, i.e., mimicking the driving-style of the human behind the wheel, has a positive influence on various aspects of his experience (e.g., comfort). However, few studies have investigated the fact that these benefits might vary with respect to driver-related variables, such as trust in ACs, and contextual variables of the driving activity, such as weather conditions. Additionally, the context of intermediate levels of automation, such as SAE level 3, remains largely unexplored. The objective of this study was to investigate these points. In a scenario-based experimental protocol, participants were exposed to written scenarios in which a character is driven by a SAE level 3 AC in different combinations of conditions (i.e., types of roads, weather conditions and traffic congestion levels). For each condition, participants were asked to indicate how fast they would prefer their AC to drive and how fast they would manually drive in the same situation. Through analyses of variance and equivalence tests, results showed a tendency for participants to overall prefer a slightly lower AC speed than their own. However, a linear regression analysis showed that while participants with the lowest levels of trust preferred an AC speed lower than theirs, those with the highest levels preferred an AC speed nearly identical to theirs. Overall, the results of this study suggest that it would be more beneficial to implement a personalization approach for the design of automated driving-styles rather than a one for all approach.

Keywords: Personalization, Driving style, User Experience, Trust, Drivenger.

1. Introduction

1.1. Background

The technological aspects of automated cars (ACs) are progressing at a rapid pace, and the availability to the general public of vehicles with higher levels of automation draws closer. Their development is expected to reduce the number of accidents, traffic congestion, and even the carbon footprint of this type of transport [1]. Attention is now being partially shifted from the sheer technological feasibility to the question of how these ACs should behave in order to optimize their interaction with humans, as this interaction is considered a key issue to ensure that their expected benefits can be realized [2].

As with human drivers, ACs' driving behavior can be defined in terms of "driving-style", characterized by various driving parameters such as driving speed, headway distances or overtaking thresholds [3]. One focus of the scientific literature on the issue of ACs' driving-styles has been to study whether it would be beneficial to the experience of the human behind the wheel (e.g., to his comfort) if the AC mimicked his own driving-style. The expected benefits of such a personalized approach can be explained through the prism of various theoretical models of the driving activity. For instance, the "multiple comfort zones" model [4] specifies that during manual driving, drivers try to maintain 4 major mobility factors within a "comfort zone", differing inter-individually. First, drivers tend to keep space and time safety margins to road edges, obstacles, other vehicles and, in the end, to crash. When adequate safety margins are respected, drivers experience a feeling of control, comfort and safety. Second, drivers tend to have thresholds regarding different aspects of driving that allow keep the ride smooth and comfortable. For instance, while approaching a signalized intersection, drivers tend to pass through if the required deceleration exceeds 3 to 3.5 m/s² at the time of yellow onset. Third, drivers tend to follow explicit rules (e.g., speed limit) to avoid sanctions, and implicit rules (e.g., speed of other vehicles on the road) to avoid going against social norms. The fourth and last factor corresponds to the fact that travel progresses as expected. Staying in the comfort zone for this mobility factor involves maintaining speed and pace, which means that deceleration can be felt

punishing. Through the prism of this model, it can be hypothesized that a personalized automated driving-style, mimicking that of the human behind the wheel, would respect the latter's comfort zones and thereby improve his experience. Conversely, an unfamiliar automated driving-style could violate these comfort zones, for instance by engaging in maneuvers considered as unsafe or uncomfortable. The studies on this subject seem to be in line with these assumptions, as they have shown that in most situations, personalized automated driving-styles are preferred [1, 5-6], more accepted [6-7], and are perceived as more trustful [6, 8], comfortable [6, 8] and safe [6].

Yet, these studies also suggest that the benefits of automated driving-style personalization could vary according to the situations at hand. For instance, participants in one study were driven by a SAE level 2 AC on the right lane of a straight two-lane highway [5]. The results of this study have shown that the preference for the personalized automated driving-style (compared to artificial alternatives) in over-taking situations was more pronounced when there was a vehicle approaching on the left lane at 160 km/h than when no vehicle was travelling on the left lane. Another study has also shown that while young participants preferred a familiar automated driving-style, older participants preferred an unfamiliar one, tending to be faster than their age-affected manual driving-style [1]. Other studies have also shown that the appreciation of automated driving-style could vary according to driving situations such as driving in intersections [9], in adverse weather conditions [10], or in heavy traffic [10]. These variations might be explained by driver-related variables, such as trust in automated driving systems. It has for instance been shown that the participants with the highest level of trust in ACs had their comfort less affected by adverse driving conditions than participants with the lowest level of trust in AC [10]. Calibration of trust in an automated system must be appropriate for the interaction to be safe and effective, since over-trust and mistrust can lead to both the misuse and disuse of the automated system [11-12].

Overall, these results suggest that the benefits of automated driving-style personalization could be modulated with respect to the driving situations encountered, and variables inherent to individuals, such as trust in AC. However, the literature on these modulating effects is still very scarce,

and the influence of most variables remain unexplored. It is crucial to develop our knowledge on these points, since ACs will be used in complex driving environments and by individuals with varying characteristics. Another important gap in the scientific literature on the benefits of automated driving-style personalization concerns the levels of automation studied. In fact, most studies only consider higher levels of driving automation (i.e., SAE levels 4-5 [13]). Therefore, to date, the influence of automated driving-style personalization in the context of intermediate levels of driving automation (i.e., SAE level 1-3) remain largely unknown.

1.2. The present study

The present study was intended to fill some of these gaps. It was conducted online using a scenario-based experimental protocol (see the Method section for more details). Its first main objective was to determine whether the benefits of automated driving-style personalization hold in various driving conditions, and according to trust in ACs. The variables used to characterize driving conditions in this study were road types, weather conditions, and the level of traffic congestion. These variables were selected because they are inherent to the driving activity, and are determinants of its complexity [14]. The second main objective of this study was to investigate the extent to which the benefits of personalizing automated driving-styles generalize to SAE level 3. This level of driving automation allows the driver to delegate control of the vehicle to the automated system, but while remaining able to resume manual driving if necessary. While the automated system is driving, the human behind the wheel is allowed to engage in non-driving-related tasks (e.g., reading) without the need to supervise the automated driving system. The driving activity will thus be shared over time between the vehicle and the human behind the wheel. In this context, the latter will become a “drivenger”, alternating between driver and passenger status. The transfer of control of the driving task from the automated system to the human, or “take-over” phase, is highly critical. This can be explained by various phenomenon, such as the loss of situation awareness when engaging in non-driving-related tasks [15]. Additionally, this inherent criticality can be exacerbated by driver-related

variables, such as age [16], or environment-related variables, such as weather conditions [16] or traffic congestion [17]. One of the reasons why this level of automation is less studied than levels 4-5 could be that car manufacturers seem reluctant to develop such systems. Indeed, they combine both the potential problems related to the take-over phase, but also the question of the responsibility of the vehicle's behavior, especially in case of a crash. However, since May 17, 2022, SAE Level 3 cars are available in Germany [18]. The deployment of this level of automation is therefore no longer fiction but reality, and it is necessary to develop our understanding of the interaction between humans and such systems. In addition to the multiple comfort zones model [4], the task-capability interface model of the driving process [14] provides insight into why automated driving-style personalization could also have benefits in the context of SAE levels 3, characterized among other things by an alternating control of the driving task between the driver and the automated driving system. This model specifies that the difficulty of the driving task is located at the interface between two components. On one hand, it is at the junction with the task demands (i.e., the objective complexity of the driving task), emerging from the combination of different variables: the speed of the vehicle, the presence of other road users, weather conditions, etc. On the other hand, it is at the junction with the driver's capability, which refers to the ability of a driver to apply its competence at a given time. Driver's capability is also influenced by a combination of different variables: age, experience, emotions, perceptual acuity, etc. The difficulty emerging from the transaction between the task demands and the available level of capability can be tackled by drivers from both ends: they can, for example, reduce the speed of the vehicle (i.e., modifying task demand) and/or increase their vigilance level (i.e., modifying capability). The model also specifies that task difficulty and perceived risk increase as the threshold of inability to meet the demands of the task approaches. Through the prism of this model, the expected benefits of automated driving-style personalization would lie in the fact that a personalized automated driving-style would help match the driver's capabilities to the driving task demands. It could thereby improve his experience by reducing perceived risk or boredom (i.e., respectively due to the task difficulty being too high or too low). It could also improve the take-over performance, transferring back the control

of the driving task to the driver under conditions corresponding to his capability. Conversely, a non-personalized automated driving-style could lead to an increased risk perception and/or to a dangerous take-over phase.

In summary, the overall objective of this study was to investigate the extent to which, in a SAE level 3 automated car, the willingness for a personalized automated driving-style would hold with respect to various driving conditions and according to trust in ACs. In the context of this study, driving-style was only considered through its speed aspect. It has been shown that the evaluation of driving speed through self-reported questionnaires could be used to replace direct observations [19].

2. Method

2.1. Ethics statement

The study was approved by the Research Ethics Committee of the Federal University of Toulouse (ethical identification number 2021-387) and conducted in accordance with the principles expressed in the Declaration of Helsinki and the American Psychological Association's Ethical Principles of Psychologists and Code of Conduct. All participants gave a written informed consent that they took part in the study voluntarily.

2.2. Participants

The sample consisted of 103 participants (59 females, 42 males, 2 non-specified; $M_{age} = 40.66$ years, $SD = 15.74$). Most of them (77.67%) were active drivers, driving more than 1 time a week during the last 6 months. Very few (1.94%) had been involved in a road accident with only material damage during the past year, and none with injured persons or fatalities. Either automatic cruise control or lane centering had already been used by 16.50% of the participants, and automated cruise control coupled with lane centering by 32.04%.

Participants were all French speakers, and were recruited via Facebook groups or by email (i.e., professional and personal networks). The only condition for taking part was to have a valid driver's license. Participants were not remunerated for taking part.

2.3. Materials

2.3.1. Rationale

Most studies on driving automation have been based on either real road experiments (e.g., [20]) or in a driving simulator (e.g., [1]). Scenarios-based experimental protocols offer a viable, cost-efficient alternative. This methodology, based on the information integration theory [21-22], allows several variables and their mutual interactions to be investigated at the same time. It relies on written scenarios, where participants are asked to evaluate combinations of variables, rather than individual ones. This methodology has already been used in various research areas [23], including automated driving [10, 24].

2.3.2. Scenario composition

Twenty-four written scenarios were constructed, according to 3 within-participant variables: type of road (*highway vs. secondary vs. downtown*) × weather conditions (*clear weather vs. very rainy*) × traffic congestion level (*few vehicles vs. many vehicles*).

For each scenario, participants first had to read the text (e.g., "*Charlie is in his partially autonomous vehicle on the highway. The weather is clear. There are few vehicles on the road*"). Then, they had to indicate their anticipated attitudes and behaviors on a visual analogue scale as if they were in the protagonist's shoes. In the present study, an original modification was made to this second phase. Rather than asking participants to indicate their responses on a single item, which is usually done (e.g., [10, 24]), they were asked to indicate their responses on two. First, they were asked: "*If you were Charlie, how fast would you prefer the partially autonomous vehicle to drive in this*

situation?". Then, they were asked: "*How fast would you drive in the same situation?*". For both questions, they had to indicate their responses on a scale ranging from 0 to 180 km/h, with 1 km/h increments. This change in the experimental protocol allowed for a richer assessment of the anticipated attitudes and behaviors of the participants in each condition, by being able to directly compare the two speeds. The questionnaires were developed on the Qualtrics online platform. The order of presentation of the different scenarios was randomized.

2.3.3. Scenario instructions

During the instruction phase, participants were asked to read each scenario of the questionnaire carefully, and to answer by taking into account all the elements contained in the stories. They were informed that they would be able to modify their answers during the familiarization phase of the study, but not during the subsequent phase. The car in which the stories' protagonist was seated was described as partially automated, that is, capable of automatically maintaining the speed and position of the vehicle on the road. Participants were also informed that drivers are allowed to engage in non-driving related tasks during automated driving in these kinds of vehicles, but that the automated system might ask drivers to resume manual driving in some situations (e.g., erased road markings). Participants were told that after reading each scenario, they would have to indicate how fast they would prefer the AC to drive, and how fast they would drive in the same situation. Finally, they were told that they would not receive any penalties for speeding (i.e., whether them or the AC was driving). The objective of this instruction was to prevent participants from limiting their speed due to the doubt of a possible sanction [4].

2.4. Procedure

Participants clicked on the link they had received via social media or email, and carried out the study online. The experiment began with a general description of the study and a free and

informed consent form. Instructions (see the “Scenario instructions” section above) were then given to participants. This was followed by a familiarization phase including a subset of 3 scenarios (see the “Scenario composition” section above), representing examples of favorable, unfavorable and mixed driving conditions. The subsequent experimental phase comprised the full 24 scenarios. Once this phase was completed, participants were asked to indicate their sex (*female, male, other, don't want to specify*), their past involvement in road accidents (*material damages only, with injured persons, with fatalities*), their car use frequency (*< once a week, 1-3 times a week, 3-5 times a week, > 5 times a week*), their past experience with automated driving systems (*none, automated cruise control, lane centering, automated cruise control coupled with lane centering*) and finally their level of trust in ACs on a scale ranging from 1 (*low*) to 5 (*high*).

2.5. Hypotheses

According to the task-capability interface model of the driving process [14], speed adaptations allow drivers to reduce the difficulty of the driving task when facing high task demands (e.g., due to reduced visibility or proximity to other road users). Participants are thereby expected to report a slower manual driving speed in very rainy weather compared to clear weather (Hypothesis (H) 1.a), and in high traffic congestion level compared to low level (H1.b). Participants are expected to follow the speed limits, and thus to report a slower manual driving speed in secondary roads compared to highway (H1.c), and slower in downtown compared to highway (H1.d) and to secondary road (H1.e).

As described earlier, previous studies have shown that most participants prefer automated driving-styles that match their own (e.g., [5]). Thus, since participants are expected to report a slower manual driving speed under these conditions (see hypotheses 1), they are also expected to prefer a slower AC speed in very rainy weather, high traffic congestion level, secondary roads (vs. highway) and downtown roads (vs. highway and secondary roads) (H2.a, H2.b, H2.c, H2.d and H2.e respectively).

Since participants are expected to prefer an automated driving-style that matches their own, the difference between speeds (i.e., reported manual driving speed and preferred ACs speed) is expected to be close to 0 (see the “Data analyses” and “Statistical power analyses” sections for more details) in each experimental condition:

- H3.a: highway, clear weather and low traffic congestion level.
- H3.b: highway, very rainy weather and low traffic congestion level.
- H3.c: highway, very rainy weather and high traffic congestion level.
- H3.d: highway, clear weather and high traffic congestion level.
- H3.e: secondary road, clear weather and low traffic congestion level.
- H3.f: secondary road, very rainy weather and low traffic congestion level.
- H3.g: secondary road, very rainy weather and high traffic congestion level.
- H3.h: secondary road, clear weather and high traffic congestion level.
- H3.i: downtown road, clear weather and low traffic congestion level.
- H3.j: downtown road, very rainy weather and low traffic congestion level.
- H3.k: downtown road, very rainy weather and high traffic congestion level.
- H3.l: downtown road, clear weather and high traffic congestion level.

However, participants with a low level of trust in ACs are expected to underutilize the automated driving system [11] and thus to prefer a lower ACs speed, leading to a higher negative difference with their reported manual driving speed. Conversely, participants with a high level of trust in ACs are expected to over-rely on the automated driving system [11] and thus to prefer a higher ACs speed, leading to a higher positive difference with their reported manual driving speed.

- H4: there is a positive linear relationship between trust in ACs and the difference between speeds.

2.6. Data analyses

The data for hypotheses 1 and 2 was submitted to an analysis of variance (ANOVA). The main effects of the 3 variables (i.e., type of road, weather conditions and traffic congestion level) were examined, and their possible interaction effects on the participants' reported manual driving speed and preferred AC speed were explored. Since these interaction effects analyses were exploratory, only descriptive statistics were reported [25]. For hypotheses 3, a Two One-Sided Tests (TOST) procedure was used to test for equivalence between the two speeds. The goal of this procedure is to reject the presence of a Smallest Effect Size of Interest (SESOI) [26], characterized here by a raw difference in km/h. Finally, for hypothesis 4, the data was submitted to a linear regression analysis in order to test the relationship between trust in ACs and the difference between speeds. All statistical analyses were carried out using R [27] and IBM SPSS (version 25.0) [28]. All reported statistics were cross-checked for consistency with statcheck.io [29].

2.7. Statistical power analyses

The number of participants included in this study was based on time constraints. Sensitivity power analyses were run with G*Power (Version 3.1.9.6) [30-31] in order to determine the minimum reliably detectable effect sizes (i.e., $\beta = .20$; $\alpha = .05$ in this study). These analyses were performed at two different stages. First, prior to the study, to get a rough idea of the effect sizes that could be reliably detected, and to determine whether these effect sizes would be informative. Second, in order to have a more precise estimation, these analyses were performed based on the actual data collected. The results of these second analyses can be found in Table 1 for hypotheses 1 and 2, and show that the range of reliably detectable effects extends to small effects.

Table 1. Minimum reliably detectable effect sizes for hypotheses 1 and 2.

Hypothesis	η^2_p
1.a	.01
1.b	.01
1.c/d/e	.02
2.a	.01
2.b	.001
2.c/d/e	.01

Note. Variations are due to the difference in the number of measurements and the correlations among repeated measures.

Regarding equivalence tests for hypotheses 3, a raw difference of 2.97 km/h was set as the SESOI in order to reach a minimum of 80% statistical power, and was calculated using the TOSTER R package [32]. It was based on the experimental condition where the standard deviation of the difference between speeds was the highest (i.e., SDIF = 10.31 in H3.a). As a result, the tests ran in the other experimental conditions used the same SESOI but with a higher statistical power (see Table 2).

Table 2. Statistical power for hypotheses 3' equivalence tests based on a raw difference of 2.97

Hypothesis	SDIF	Statistical power
3.a	10.31	80%
3.b	9.49	87.48%
3.c	8.24	95.62%
3.d	9.61	86.52%
3.e	6.72	99.55%
3.f	7.66	97.81%
3.g	5.75	99.97%
3.h	6.10	99.9%
3.i	4.87	100%
3.j	5.84	99.96%
3.k	6.00	99.93%
3.l	5.46	99.99%

Note. SDIF = Standard deviation of the difference

Finally, a sensitivity analysis was also performed to determine the minimum reliably detectable effect size for hypothesis 4, indicating a slope of 2.02. Calculations were based on the standard deviation of trust in ACs, and on the standard deviation of the difference between speeds observed in the sample (i.e., respectively 1.14 and 9.61).

3. Results

3.1. Influence of the type of road, weather conditions and traffic congestion on reported manual driving speed

In line with hypothesis H1.a, the analysis revealed that the participants' reported manual driving speed was lower in very rainy conditions than in clear weather conditions, $F(1, 102) = 658.81$, $p < .001$, $\eta^2_p = .87$. In line with hypothesis H1.b, the analysis revealed that the participants' reported manual driving speed was lower in high congestion levels than in low congestion levels, $F(1, 102) = 184.97$, $p < .001$, $\eta^2_p = .64$. Finally, in line with hypotheses H1.c/d/e, the analysis revealed that the participants' reported manual driving speed was different between type of road conditions, $F(2, 101) = 7552.34$, $p < .001$, $\eta^2_p = .99$. It was lower ($p < .001$) in secondary road compared to highway (H1.c). It was lower ($p < .001$) in downtown compared to highway (H1.d). Finally, it was lower ($p < .001$) in downtown compared to secondary road (H1.e). For each hypothesis, see Table 3 for means, standard deviations and 95% confidence intervals.

Table 3. Participants' reported manual driving speed (in km/h) in the different experimental conditions

Experimental condition	Mean	SD	95% CI
Weather conditions			
Clear	86.62	4.85	[85.67, 87.57]
Very rainy	75.41	5.77	[74.28, 76.54]
Traffic congestion level			
Low	83.40	4.63	[82.50, 84.31]
High	78.63	5.64	[77.53, 79.73]
Type of road			
Highway	117.84	7.01	[116.47, 119.20]
Secondary	79.00	5.47	[77.94, 80.07]
Downtown	43.21	5.14	[42.05, 44.37]

Note. SD = standard deviation; CI = confidence interval

The exploratory analyses revealed that the negative influence of adverse weather conditions on the participants' reported manual driving speed was different between type of road conditions (see Table 4). It was stronger for highway than for secondary roads and downtown. It was also stronger for secondary roads than for downtown.

Table 4. Participants' reported manual driving speed (in km/h) according to type of road × weather conditions

Type of road	Weather conditions	Mean	SE	95% CI
Highway	Clear	128.45	.73	[127.00, 129.90]
	Very rainy	107.22	.79	[105.65, 108.80]
Secondary	Clear	82.69	.58	[81.55, 83.84]
	Very rainy	75.32	.67	[73.99, 76.64]
Downtown	Clear	48.72	.49	[47.76, 49.69]
	Very rainy	43.69	.61	[42.48, 44.90]

Note. SE = standard error; CI = confidence interval

The exploratory analyses revealed that the negative influence of higher levels of traffic congestion on the participants' reported manual driving speed was different between type of road conditions (see Table 5). It was stronger for highway than for secondary roads and downtown. It was also stronger for secondary roads than for downtown.

Table 5. Participants' reported manual driving speed (in km/h) according to type of road × traffic congestion level

Type of road	Traffic congestion level	Mean	SE	95% CI
Highway	Low	120.95	.74	[119.49, 122.41]
	High	114.72	.79	[113.16, 116.29]
Secondary	Low	81.21	.53	[80.16, 82.25]
	High	76.80	.62	[75.56, 78.04]
Downtown	Low	48.05	.49	[47.08, 49.03]
	High	44.36	.60	[43.17, 45.55]

Note. SE = standard error; CI = confidence interval

3.2. Influence of the type of road, weather conditions and traffic congestion on preferred AC speed

In line with hypothesis H2.a, the analysis revealed that the participants' preferred AC speed was lower in very rainy conditions than in clear weather conditions, $F(1, 102) = 700.1, p < .001, \eta^2_p = .87$. In line with hypothesis H2.b, the analysis revealed that the participants' preferred AC speed was lower in high congestion levels than in low congestion levels $F(1, 102) = 206.06, p < .001, \eta^2_p = .67$. Finally, in line with hypotheses H2.c/d/e, the analysis revealed that the participants' preferred AC speed was different between type of road conditions, $F(2, 101) = 5744.49, p < .001, \eta^2_p = .98$. It was lower ($p < .001$) in secondary road compared to highway (H2.c). It was lower ($p < .001$) in downtown compared to highway (H2.d). Finally, it was lower ($p < .001$) in downtown compared to secondary road (H2.e). For each hypothesis, see Table 6 for means, standard deviations and 95% confidence intervals.

Table 6. Participants' preferred AV speed (in km/h) in the different experimental conditions

Experimental condition	Mean	SD	95% CI
Weather conditions			
Clear	86.62	4.85	[85.67, 87.57]
Very rainy	72.20	7.34	[70.77, 73.64]
Traffic congestion level			
Low	80.50	7.11	[79.11, 81.89]
High	75.38	7.65	[73.88, 76.87]
Type of road			
Highway	114.38	10.51	[112.33, 116.44]
Secondary	76.22	7.32	[74.79, 77.65]
Downtown	43.21	5.94	[42.05, 44.37]

Note. SD = standard deviation; CI = confidence interval

The exploratory analyses revealed that the negative influence of adverse weather conditions on the participants' preferred AC speed was different between type of road conditions (see Table 7). It was stronger for highway than for secondary roads and downtown. It was also stronger for secondary roads than for downtown.

Table 7. Participants' reported manual driving speed (in km/h) according to type of road × weather conditions

Type of road	Weather conditions	Mean	SE	95% CI
Highway	Clear	125.22	1.17	[122.90, 127.54]
	Very rainy	103.54	1.01	[101.54, 105.55]
Secondary	Clear	80.09	.77	[78.56, 81.62]
	Very rainy	72.35	.79	[70.78, 73.92]
Downtown	Clear	45.71	.59	[44.55, 46.88]
	Very rainy	40.71	.66	[39.40, 42.02]

Note. SE = standard error; CI = confidence interval

The exploratory analyses revealed that the negative influence of higher levels of traffic congestion on the participants' preferred AC speed was different between type of road conditions (see Table 8). It was stronger for highway than for secondary roads and downtown. It was also stronger for secondary roads than for downtown.

Table 8. Participants' reported manual driving speed (in km/h) according to type of road × traffic congestion level

Type of road	Traffic congestion level	Mean	SE	95% CI
Highway	Low	118.01	1.10	[115.82, 120.19]
	High	110.75	1.08	[108.62, 112.89]
Secondary	Low	78.45	.77	[76.92, 79.98]
	High	73.99	.75	[72.51, 75.47]
Downtown	Low	45.03	.55	[43.95, 46.12]
	High	44.36	.60	[43.17, 45.55]

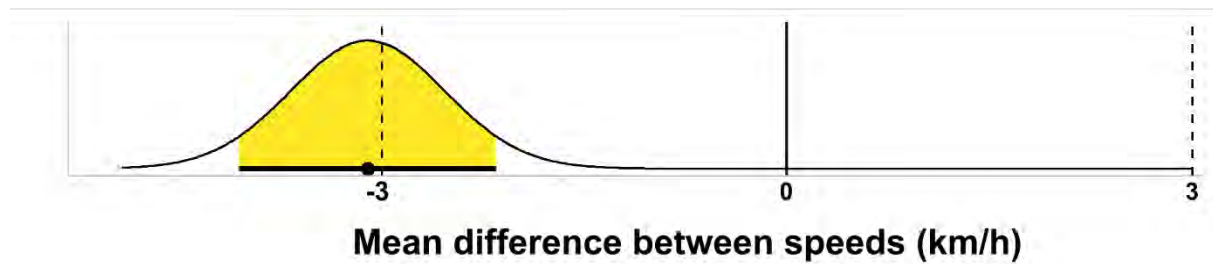
Note. SE = standard error; CI = confidence interval

3.3. Equivalence tests: speed personalization desirability for automated driving according to the type of road, weather conditions and traffic congestion

The same pattern of result has been observed for all experimental conditions, and is described in the following paragraph. For test statistics regarding individual hypothesis and their combination, see Table 9. For a visual representation of the combined effect, see Figure 1. The TOST procedure consisted of two one-sided tests for each hypothesis, and yielded nonsignificant results for the tests against the lower equivalence bound, Δ_L , and significant results for the tests against the upper equivalence bound, Δ_U . Although the tests against Δ_U indicate that one can reject differences at least as large as 2.97, the tests against Δ_L show that one cannot reject effects at least as extreme as -2.97. The equivalence tests are therefore non-significant. However, the 90% confidence intervals around the mean difference do not include 0, and thus the two-sided null hypothesis significance tests can be rejected. In summary, in each experimental condition, the participants' reported manual driving speed

and the participants' preferred AC speed cannot be concluded as statistically equivalent – contrary to hypotheses 3 – but as significantly lower than 0.

Figure 1. Consonance density plot of the difference between the two speeds, combining all experimental conditions



Note. The yellow area indicates the 90% confidence intervals from the two one-sided tests procedure. The dashed vertical black lines indicate the equivalence bounds (in raw scores) and the vertical black line indicates the nil null hypothesis.

Table 9. Tests statistics for each hypothesis 3 and for their combination

Hypothesis	TOST	NHST
H3.a	$t(102) = 0.34, p = .369$	$t(102) = -2.59, p = .011$
H3.b	$t(102) = -0.29, p = .613$	$t(102) = -3.47, p < .001$
H3.c	$t(102) = -1.41, p = .919$	$t(102) = -5.07, p < .001$
H3.d	$t(102) = -0.90, p = .815$	$t(102) = -4.04, p < .001$
H3.e	$t(102) = 1.22, p = .113$	$t(102) = -3.27, p = .001$
H3.f	$t(102) = -0.51, p = .695$	$t(102) = -4.45, p < .001$
H3.g	$t(102) = 0.71, p = .241$	$t(102) = -4.54, p < .001$
H3.h	$t(102) = -0.13, p = .550$	$t(102) = -5.07, p < .001$
H3.i	$t(102) = -0.38, p = .648$	$t(102) = -6.57, p < .001$
H3.j	$t(102) = 0.16, p = .439$	$t(102) = -5.01, p < .001$
H3.k	$t(102) = -0.18, p = .570$	$t(102) = -5.20, p < .001$
H3.l	$t(102) = 0.20, p = .420$	$t(102) = -5.33, p < .001$
Global	$t(102) = -0.19, p = .574$	$t(102) = -5.42, p < .001$

Note. TOST = two one-sided tests; NHST = null hypothesis significance test; Global = test statistics combining all experimental conditions

3.4. Relationship between trust in automated cars and the difference between speeds

A simple linear regression was calculated to test if trust in ACs predicted the difference between speeds. The results of the regression indicated that the model explained 14.84% ($R^2_{\text{adj}} = .15$) of the variance and that the model was significant ($F(1, 99) = 18.77, p < .001$). It was found that trust in ACs significantly predicted the difference between speeds ($\beta = 2.01, 95\% \text{ CI } [1.09, 2.93], p < .001$). The final predictive model was:

$$\text{Difference between speeds} = -9.83 + (2.01 \times \text{trust in automated cars})$$

Note. The difference between speeds is in km/h and trust in automated cars is on a scale ranging from 1 to 5.

4. Discussion and conclusion

The overall objective of this study was to investigate the extent to which speed personalization of automated driving-styles is desirable with respect to various driving conditions and trust in a SAE level 3 automated car. In a first step, the influences of the type of road, weather conditions and traffic congestion were tested on the participants' reported manual driving speed and preferred AC speed. The results show an almost identical pattern of effects of the different variables of interest, whether it is on the participants' reported manual driving speed or on their preferred speed for the AC. Confirming H1.a/b and H2.a/b, both speeds were lower in adverse driving conditions (i.e., very rainy weather and high traffic congestion levels) compared to favorable ones. Additionally, confirming H1.c/d/e and H2.c/d/e, both speeds were lower in secondary road compared to highway, in downtown compared to highway and in downtown compared to secondary road. Overall, these results tend to be in line with the multiple comfort zones model [4] and the TCI model of the driving process [14]. They suggest that participants would prefer to reduce their speed in the most demanding driving conditions to reduce the difficulty of the driving task [14]. They also suggest that participants prefer the AC to behave like them under the different conditions, i.e., by reducing its speed in demanding situations and in relation to the type of road, and thus staying within the participants' comfort zones [4]. These results are in line with previous studies that showed that in most situations,

personalized automated driving-styles are preferred [1, 5-6], more accepted [6-7], and are perceived as more trustful [6, 8], comfortable [6, 8] and safe [6]. They also are in line with previous research, that showed that participants felt more comfortable in unfavorable driving conditions when the speed of the AC was lower than the speed limit [10]. Exploratory analyses revealed that the negative influence of adverse weather conditions and high levels of traffic congestion on both types of speed was stronger for highway than for secondary roads and downtown, and that it was stronger for secondary roads than for downtown. These results could be explained by the ascending order of speed limits, which are determinants of the driving task difficulty [14]. Indeed, the influence of speed on the demand of the driving task is low in downtown, a little higher in secondary roads and even higher on the highway. This could mean that in order to cope with the influence of weather conditions and the level of traffic congestion on the demand of the driving task, it is necessary to reduce the speed more substantially on the highway compared to downtown and secondary roads, and on secondary roads compared to downtown so that the difficulty of the driving task remains balanced.

The degree of proximity between the participants' reported manual driving speed and their preferred AC speed was tested in a second step. Contrary to expectations, the results showed that statistical equivalence between the two speeds could not be concluded in any of the experimental conditions, which goes against hypotheses 3. However, the results have also shown that the difference between the two speeds was significantly lower than 0 in all conditions. These results suggest that there is a tendency in participants to prefer the AC to drive slightly below their own driving speed.

The results observed for hypotheses 3 should be analyzed in light of those of H4. In fact, the relationship between trust in ACs and the difference between speeds was tested in this third step. The results showed that trust in ACs did indeed predict the difference between the two speeds, confirming H4. It should be noted that the size of the slope observed in this study was very slightly below the set minimum reliably detectable effect size. While the statistical hypothesis was confirmed, the initial prediction was that participants with a low level of trust in ACs would underutilize the automated driving system and participants with a high level would over-rely on the automated driving

system [11]. The data support this first part, and indeed show that the lower the trust in ACs, the larger the negative difference between the participants' reported manual driving speed and their preferred speed for the AC. However, the data do not support the second part of the prediction, and show that for participants with the highest level of trust in ACs, the difference between the two speeds is actually around 0 (i.e., 0.22 km/h, following the predictive model described in the “Results” section), instead of being higher. Taken together, results for hypotheses 3 and H4 suggest that trust in ACs could play an important role in the desirability of an automated driving system with personalized speed. Through the prism of the multiple comfort zones model [4], it can be hypothesized that comfort zones vary according to the degree of trust placed in the automated driving system. In order for the comfort zones concerning a driver's own driving and that of his AC to be similar, it could be necessary for the driver to have sufficient trust in the ability of the automated system to perform its driving task as well (e.g., comfortably) as he does. Future studies should replicate these findings with a higher sample size, allowing to test with sufficient power for equivalence in each experimental conditions, while controlling for trust in AC.

The results of the study need to be interpreted in consideration of a few methodological limitations. The main one is the fact that this study used a scenario-based experimental protocol. Indeed, although scenarios allow the participants to imagine specific situations, they do not allow to account for the great complexity that a road scene can represent. For example, real road traffic is composed of a multitude of vehicle types (e.g., cars, trucks, motorcycles, etc.) that could have different impacts on the participants' anticipated attitudes and behaviors. Hence, further studies should replicate these findings using simulator or real road experimental protocols. Another limitation of the present study that should be considered is the fact that trust was only considered in one dimension, that of *a priori* trust, and through a single item. Future studies should consider examining trust through multidimensional questionnaires (e.g., the Checklist for Trust between People and Automation [33]). Further studies should also consider investigating the impact of other variables inherent to the drivers, such as manual driving-style [34] or driver locus of control [35].

Overall, the results of this study suggest that preferences for automated driving-style could vary as a function of drivengers-related variables (e.g., trust in ACs), but also as a function of environment-related variables (e.g., weather conditions). Additionally, the generalization to SAE level 3 of the benefits of automated driving-style personalization observed for SAE levels 4-5 may thus depend on the level of trust in ACs. This implies that from a user experience perspective, a "one for all" approach might not be desirable for the design of automated driving-styles. Conversely, a personalized approach seems preferable. This study also shows that asking participants to indicate their responses on two items rather than one for each scenario allows for a more detailed analysis of individuals' anticipated attitudes and behaviors. Indeed, in combination with the use of equivalence tests, this modification of the experimental protocol can provide evidence for the equivalence of two anticipated attitudes and/or behaviors in a given situation.

Acknowledgments

We wish to thank all participants for supporting this research

References

1. Hartwich F, Beggiato M, Krems JF. Driving comfort, enjoyment and acceptance of automated driving-Effects of drivers' age and driving style familiarity. *Ergonomics*. 2018;1017(8). <https://doi.org/10.1080/00140139.2018.1441448> PMID: 29451092
2. Banks VA, Stanton NA. Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. *Appl Ergon*. 2016;53 Pt B:389–95. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2015.06.020> PMID: 26141907
3. Elander J, West R, French D. Behavioral correlates of individual differences in road-traffic crash risk: An examination of methods and findings. *Psychol Bull*. 1993;113(2):279–94. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.113.2.279> PMID: 8451335
4. Summala H. Towards understanding motivational and emotional factors in driver behaviour: Comfort through satisficing. In: *Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments*. London: Springer London; 2007. p. 189–207. https://doi.org/10.1007/978-1-84628-618-6_11
5. Griesche S, Nicolay E, Assmann D, Dotzauer M, Käthner D. Should my car drive as I do? What kind of driving style do drivers prefer for the design of automated driving functions. *Braunschweiger Symposium*. 2016;10:185–204.
6. Ma Z, Zhang Y. Drivers trust, acceptance, and takeover behaviors in fully automated vehicles: Effects of automated driving styles and driver's driving styles. *Accid Anal Prev*. 2021;159(106238):106238. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2021.106238> PMID: 34182321
7. Haghzare S, Campos JL, Bak K, Mihailidis A. Older adults' acceptance of fully automated vehicles: Effects of exposure, driving style, age, and driving conditions. *Accid Anal Prev*. 2021;150(105919):105919. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105919> PMID: 33310647
8. Sun X, Li J, Tang P, Zhou S, Peng X, Li HN, et al. Exploring personalised autonomous vehicles to influence user trust. *Cognit Comput*. 2020;12(6):1170–86. <https://doi.org/10.1007/s12559-020-09757-x>

9. Beggiato M, Hartwich F, Roßner P, Dettmann A, Enhuber S, Pech T, et al. KomfoPilot—comfortable automated driving. In: Human–Computer Interaction Series. Cham: Springer International Publishing; 2020. p. 71–154. https://doi.org/10.1007/978-3-030-45131-8_2
10. Delmas M, Camps V, Lemerrier C. Effects of environmental, vehicle and human factors on comfort in partially automated driving: A scenario-based study. *Transp Res Part F Traffic Psychol Behav.* 2022; 86:392–401. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2022.03.012>
11. Parasuraman R, Riley V. Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Hum Factors.* 1997;39(2):230–53. <https://doi.org/10.1518/001872097778543886>
12. Pop VL, Shrewsbury A, Durso FT. Individual differences in the calibration of trust in automation. *Hum Factors.* 2015;57(4):545–56. <https://doi.org/10.1177/0018720814564422> PMID: 25977317
13. Sae T. Definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles. *SAE Standard J.* 2016;3016.
14. Fuller R. The task-capability interface model of the driving process. *Rech Transp Sécur.* 2000; 66:47–57. <https://doi.org/10.1016/S0761-8980%2800%2990006-2>
15. Navarro J. A state of science on highly automated driving. *Theor Issues Ergon.* 2019;20(3):366–96. <https://doi.org/10.1080/1463922X.2018.1439544>
16. Li S, Blythe P, Guo W, Namdeo A. Investigation of older driver’s takeover performance in highly automated vehicles in adverse weather conditions. *IET Intell Transp Syst.* 2018;12(9):1157–65. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2018.0104>
17. Gold C, Körber M, Lechner D, Bengler K. Taking over control from highly automated vehicles in complex traffic situations: The role of traffic density: The role of traffic density. *Hum Factors.* 2016;58(4):642–52. <https://doi.org/10.1177/0018720816634226> PMID: 26984515

18. Conditionally automated driving: Mercedes-Benz announces sales launch of DRIVE PILOT [Internet]. Place of publication: Mercedes me media; 2022 May 06 [cited 2022 Dec 2]. Available from: <https://media.mercedes-benz.com/article/37f8acd0-df37-4755-acec-9534308c8e7b>
19. West R, French D, Kemp R, Elander J. Direct observation of driving, self reports of driver behaviour, and accident involvement. *Ergonomics*. 1993; 36(5):557-67. <https://doi.org/10.1080/00140139308967912> PMID: 8500475
20. Bellem H, Schöenberg T, Krems JF, Schrauf M. Objective metrics of comfort: Developing a driving style for highly automated vehicles. *Transp Res Part F Traffic Psychol Behav*. 2016;41:45–54. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2016.05.005>
21. Anderson NH (norman H. Methods of information integration theory. Anderson NH, editor. San Diego, CA: Academic Press; 1982.
22. Anderson NH. A functional theory of cognition. London, England: Psychology Press; 2016.
23. Hurgobin Y, Le Floch V, Lemerrier C. Effect of multiple extrinsic cues on consumers' willingness to buy apples: A scenario-based study. *Food Qual Prefer*. 2020;81(103860):103860. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2019.103860>
24. Monsaingeon N, Caroux L, Langlois S, Hurgobin Y, Lemerrier C. Driver compliance with automation reliability information regarding hazardous environmental circumstances. *Trav Hum*. 2020;83(4):343–60. <https://doi.org/10.3917/th.834.0343>
25. de Groot AD. The meaning of “significance” for different types of research [translated and annotated by Eric-Jan Wagenmakers, Denny Borsboom, Josine Verhagen, Rogier Kievit, Marjan Bakker, Angelique Cramer, Dora Matzke, Don Mellenbergh, and Han L. J. van der Maas]. 1969. *Acta Psychol (Amst)*. 2014;148:188–94. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2014.02.001> PMDI: 24589374

26. Lakens D, Scheel AM, Isager PM. Equivalence testing for psychological research: A tutorial. *Adv Methods Pract Psychol Sci.* 2018;1(2):259–69. <https://doi.org/10.1177/2515245918770963>
27. R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing.* Vienna, Austria; 2016. <https://www.R-project.org/>
28. IBM Corp. *IBM SPSS Statistics for Windows, Version 25.0.* 2017.
29. Rife SC, Nuijten MB. Statcheck // web. Statcheck.io. <http://statcheck.io>
30. Faul F, Erdfelder E, Lang A-G, Buchner A. G*Power 3: a flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behav Res Methods.* 2007;39(2):175–91. <https://doi.org/10.3758/bf03193146> PMID: 17695343
31. Faul F, Erdfelder E, Buchner A, Lang A-G. Statistical power analyses using G*Power 3.1: tests for correlation and regression analyses. *Behav Res Methods.* 2009;41(4):1149–60. <https://doi.org/10.3758/brm.41.4.1149> PMID: 19897823
32. Lakens D. Equivalence tests: A practical primer for t tests, correlations, and meta-analyses: A practical primer for t tests, correlations, and meta-analyses. *Soc Psychol Personal Sci.* 2017;8(4):355–62. <https://doi.org/10.1177/1948550617697177> PMID: 28736600
33. Jian J-Y, Bisantz AM, Drury CG. Foundations for an empirically determined scale of trust in automated systems. *Int J Cogn Ergon.* 2000;4(1):53–71. https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0401_04
34. Taubman-Ben-Ari O, Mikulincer M, Gillath O. The multidimensional driving style inventory-Scale construct and validation. *Accident Analysis & Prevention.* 2004;36(3). [https://doi.org/10.1016/s0001-4575\(03\)00010-1](https://doi.org/10.1016/s0001-4575(03)00010-1) PMID: 15003576
35. Özkan T, Lajunen T. Multidimensional Traffic Locus of Control Scale (T-LOC): factor structure and relationship to risky driving. *Pers Individ Dif.* 2005;38(3):533–45. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2004.05.007>

ÉTUDE 3 : STYLES DE CONDUITE AUTOMATISÉS PERSONNALISÉS : UNE APPROCHE PROMETTEUSE POUR AMÉLIORER L'EXPÉRIENCE ET LES PERFORMANCES DES CONDUCTEURS-PASSAGERS DANS LE CADRE DE LA CONDUITE AUTOMATISÉE DE NIVEAU INTERMÉDIAIRE

Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (soumis le 16/03/2023 à la revue *Accident Analysis & Prevention*). Personalized automated driving styles: a promising approach to improve drivers' experience and performance in intermediate level automated driving. Q1

Nous avons pu voir dans la première étude que plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite (type de route, conditions météorologiques, niveau de congestion routière) peuvent avoir une influence sur l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée. Nous avons pu voir dans la deuxième étude qu'utiliser un paramétrage personnalisé de la vitesse du style de conduite automatisé peut être pertinente en dépit de ces variables contextuelles, à condition que le conducteur-passager accorde une confiance suffisante dans le véhicule.

L'objectif de cette troisième étude est d'étudier les bénéfices potentiels de la personnalisation du paramétrage du style de conduite automatisé, non plus seulement sur l'expérience du conducteur, mais également sur sa performance lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire. Cette étude est donc réalisée sur simulateur de conduite. Au regard du modèle d'interface tâche-capacité du processus de conduite de Fuller (2000), nous nous attendons à ce qu'un paramétrage personnalisé de la vitesse du style de conduite automatisé permette d'améliorer l'expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée, ainsi que son expérience et sa performance lors de la reprise du contrôle du véhicule. Dans cette étude, les participants n'étaient pas autorisés à s'investir dans des tâches annexes. Ce choix méthodologique a permis de couvrir à la fois le niveau 2 SAE, et le niveau 3 SAE dans les situations où le conducteur-passager n'est pas engagé dans une tâche annexe.

Résumé

Dans le contexte voitures automatisées ayant un haut niveau d'automatisation (niveaux 4-5 SAE), plusieurs études ont montré qu'un style de conduite automatisé [SCA] personnalisé, c'est-à-dire imitant celui de l'humain derrière le volant, peut améliorer l'expérience de ce dernier. L'objectif de cette étude sur simulateur de conduite est d'examiner le potentiel transfert de ces bénéfices dans le contexte des niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite (niveaux 2-3 SAE). Dans la première phase de l'étude, le style de conduite des 52 participants a été enregistré. Dans la seconde phase, les mêmes participants ont été conduits par une voiture automatisée sur une autoroute à deux reprises, et ont parfois dû reprendre le contrôle de la conduite en raison d'un véhicule arrêté sur la voie. Lors de ces deux trajets, la voiture automatisée conduisait à la même vitesse qu'eux (SCA personnalisé), ou 20 km/h plus vite (SCA rapide). Les résultats montrent que le confort des participants a été plus élevé avec le SCA personnalisé qu'avec le SCA rapide, et que cet effet était entièrement médié par la sécurité perçue de la conduite automatisée. Bien que le SCA a prédit la sécurité perçue de la conduite automatisée, cet effet était modéré par le niveau de confiance à l'égard des voitures automatisées. Du point de vue des performances de reprise de contrôle, les résultats montrent que l'utilisation des freins et leur force maximale d'utilisation ont été plus faibles avec le SCA personnalisé qu'avec le SCA rapide, entraînant une accélération longitudinale négative maximale et une variabilité de la vitesse plus faibles. Dans l'ensemble, les résultats de cette étude suggèrent que les avantages de la personnalisation du paramétrage du SCA s'étendent aux niveaux 2-3 SAE. Outre les avantages liés à l'expérience, cette approche de la personnalisation pourrait également améliorer la fluidité et la sécurité du trafic.

Mots clé : styles de conduite automatisés, personnalisation, performance reprise de contrôle, confort, confiance, sécurité.

Personalized automated driving styles: a promising approach to improve drivers' experience and performance in intermediate level automated driving

Maxime Delmas^{1,*}, Valérie Camps², Céline Lemerrier³

^{1,3} Cognition, Languages, Language and Ergonomics (CLLE) laboratory, University of Toulouse - Jean Jaurès, Toulouse, France

² Toulouse Computer Science Research Institute (IRIT), Paul Sabatier University, Toulouse, France

*Corresponding author

Email: maxime.delmas@univ-tlse2.fr

Abstract

In the context of high-level driving automation (SAE levels 4-5), several studies have shown that a personalized automated driving style (ADS), i.e., mimicking that of the human behind the wheel, can improve his experience. The objective of this driving simulator study was to examine the potential transfer of these benefits in the context of intermediate-level driving automation (SAE levels 2-3). In the first phase of the study, the driving style of the 52 participants was recorded. In the second phase, the same participants were driven by an automated car on a highway twice, and sometimes had to takeover during the drive because of a stationary vehicle on the lane. On these two drives, the automated car drove either at the same speed as them (personalized ADS) or 20 km/h faster (fast ADS). The results showed that the personalized ADS led to higher comfort, and that this effect was fully mediated by automated driving perceived safety. Although ADS predicted automated driving perceived safety, this effect was actually moderated by trust in automated cars. Regarding takeover performance, the results showed that the brake use and maximum force were lower with the personalized ADS, leading to lower resulting maximum negative longitudinal acceleration and speed variability. Overall, the results of this study suggest that the benefits of ADS personalization extend to SAE levels 2-3. In addition to the experience benefits, this personalization approach could also improve traffic flow and safety.

Keywords: automated driving styles, personalization, takeover performance, comfort, trust, safety

1. Introduction

Rapid advances in the technological aspects of automated cars (ACs) are bringing the availability of higher levels of automation closer to the general public (Delmas et al., 2023). The development of these vehicles is expected to significantly reduce the number of accidents, traffic congestion, and carbon footprint associated with this mode of transportation (ERTRAC Working Group, 2019). As of May 17, 2022, SAE Level 3 vehicles (SAE International, 2021) have become accessible to the general public in Germany (Mercedes me media, 2022). With the introduction of this level of automation, it is crucial to enhance our comprehension of the interaction between humans and these systems, as it is no longer a mere fiction but a reality. And indeed, the focus is now shifting from the mere feasibility of the technology to the question of how these automated vehicles should behave in order to optimize their interaction with humans, as this interaction is considered essential to their use, and thus to expect to access the benefits of driving automation (Banks & Stanton, 2016).

The behavior of an AC can be described, among other aspects, by its driving-style, which is defined by a set of driving parameters, such as driving speed, headway distances, and overtaking thresholds (Elander et al., 1993). One focus of the scientific literature has been to determine which automated driving styles (ADS) provide the best experience for their users. Two main lines of research have been developed on this topic. The first seeks to investigate, in a one-for-all approach, how and which ADS parameters should be tuned. Results from this line have shown, for example, that during lane changes, participants prefer ADS that use both small accelerations and early motion feedback (Bellem et al., 2018). The second line of research on this topic seeks to investigate whether the most optimal ADS would not be a personalized one, that is one that would mimic the driving style of the human behind the wheel. Results from this line have shown that in most situations, personalized ADS are preferred (Griesche et al., 2016; Ma & Zhang, 2021), more accepted (Hartwich et al., 2018; Haghzare et al., 2021; Ma & Zhang, 2021), and are perceived as more trustful (Ma & Zhang, 2021; Sun et al., 2020), comfortable (Haghzare et al., 2021; Hartwich et al., 2018; Hashimoto et al., 2018; Ma & Zhang, 2021; Sun et al., 2020) and safe (Ma & Zhang, 2021), and provide more enjoyment (Hartwich

et al., 2018). The benefits of ADS personalization demonstrated by this literature can be explained through theoretical models of the driving activity. One of the only ones mentioned in this literature (Hartwich et al., 2018; Ma and Zhan 2021) is the Multiple Comfort Zones (MCZ) model (Summala, 2007). According to this model, drivers try to maintain several factors within inter-individually differing “comfort zone”. Among these factors, drivers tend to maintain a certain amount of space and time safety margins from road edges, obstacles, other vehicles, and, ultimately, a crash. When adequate safety margins are maintained, drivers experience a sense of control, comfort, and safety. Another important factor to keep within the comfort zone is the smoothness and comfort of the ride. For example, when approaching a signalized intersection, drivers tend to pass if the required deceleration exceeds 3 to 3.5 m/s² at the onset of the yellow light. A third factor to consider is compliance with explicit rules (e.g., speed limits) to avoid sanctions, and implicit rules (e.g., the speed of other vehicles on the road) to avoid violating social norms. Finally, the MCZ model mentions a last factor related to the fact that the trip progresses as expected. In order to do this, drivers try to maintain speed and fluent progress, which means that deceleration may be perceived as punishing. Thus, according to the MCZ model, a personalized ADS would respect the comfort zones of a given driver. Conversely, a non-personalized ADS could violate these comfort zones by, for example, driving too fast or too close to other road users.

Although the results of this line of research appear to be converging and thus promising, several gaps remain that make it difficult to generalize the findings. The first gap concerns the fact that very few studies have investigated the influence of contextual and driver-related variables on the human experience during automated driving (AD) or on the preference for personalized ADS. However, these studies have shown, for example, that adverse weather conditions negatively affected participants' comfort during AD, but that this effect was less important for participants with higher levels of trust in ACs (Delmas et al., 2022). It has also been shown that trust in ACs may condition the preference for a personalized ADS (Delmas et al., 2023). Another important gap in this line of research is the lack of studies on the potential beneficial effects of ADS personalization in the context of

intermediate levels of driving automation (i.e., SAE levels 2-3). The main objective of this study was to investigate this point.

One of the key aspects that distinguishes intermediate and higher levels (i.e., SAE levels 4-5) of driving automation is the possibility that the human behind the wheel will have to regain control of the vehicle at some point in the former. This can happen, for example, when the system reaches its limits (e.g., erased lane markings). This phase of transferring control from the automated system to the human driver, or takeover phase, is challenging. In fact, in a SAE level 2 ACs, the human behind the wheel must go from supervisor to driver in a few seconds. In a SAE level 3, where supervision is no longer mandatory, the human might also need to regain situation awareness before resuming driving. Due to the changing role of the human in this context, he can be called a "*drivenger*", i.e., a part-time driver and passenger. The potential benefits of ADS personalization in this context can be explained through the prism of Fuller's (2000) Task-Capability Interface (TCI) model. This model specifies that during manual driving, the difficulty of the driving task is located at the interface between two components. On the one hand, it is located at the junction with the task demands (i.e., the objective complexity of the driving task), which emerges from the combination of different variables: the speed of the vehicle, the presence of other road users, the weather conditions, etc. On the other hand, it is located at the junction with the driver's capability, which designates the driver's ability to apply his or her competence at a given moment. Driver capability is also influenced by a combination of different variables: age, experience, emotions, perceptual acuity, etc. The difficulty resulting from the transaction between the task demands and the available level of capability can be addressed by drivers from both ends: for example, they can reduce the speed of the vehicle (i.e., modify the task demands) and/or increase their vigilance level (i.e., modify their capability). In the context of SAE levels 2-3, it is essential that the transfer of control from the automated system to the human driver occurs under task demand conditions that are most consistent with the capabilities of the driver. This could be achieved by using a personalized ADS, as it is based on the driver's usual driving under the same conditions. The main risk of a non-personalized ADS would come from

transferring the control of the vehicle to the driver under conditions that exceed the driver's capabilities. This could for example be due to an ADS adopting a speed that is too high for the driver, which could lead to the use of compensatory actions, such as heavy braking in order to quickly reduce the task demands, and/or a loss of vehicle control.

To summarize, the objective of this study was to examine the potential transfer of the benefits of ADS personalization to SAE levels 2-3; this was done by investigating the benefits of ADS personalization on (1) the drivenger's experience as a passenger, and (2) the drivenger's experience and performance as a driver, during the takeover phase.

2. Method

2.1. Ethics statement

The study was approved by the Research Ethics Committee of the Federal University of Toulouse (ethical identification number 2022-580) and conducted in accordance with the principles expressed in the Declaration of Helsinki and the American Psychological Associations' Ethical Principles of Psychologists and Code of Conduct. All participants gave a written informed consent that they took part in the study voluntarily.

2.2. Participants

The sample consisted of 52 participants. They were all French speakers and were recruited through Facebook groups or by email (i.e., professional and personal networks). The condition for participation was to have a valid driver's license. No compensation was given for participation. The characteristics of the sample are shown in Table 1.

Table 1. Participants' characteristics

Participants' characteristics	Sample statistics
Age in years – mean (SD)	25.04 (6.18)
Years with driver's license – mean (SD)	5.81 (5.31)
Trust in automated cars* – mean (SD)	3.25 (.84)
Sex – count (%)	
Female	35 (67.31)
Male	17 (32.69)
Car use frequency – count (%)	
< One day a week	16 (30.77)
1–3 days a week	15 (28.85)
3–5 days a week	9 (17.31)
> 5 days a week	12 (23.08)
Accidents involvement – count (%)	
With material damage only	4 (7.69)
With injured persons	0 (.00)
With fatalities	0 (.00)
Prior experience with ADS – count (%)	
None	43 (82.69)
ACC or lane centering	4 (7.69)
ACC + lane centering	5 (9.62)

Note. ADS = automated driving system; ACC = automatic cruise control;
Percentages may not add to 100 due to rounding.

*Ratings were given on a 5-point scale. See section 2.3.2 for more details.

2.3. Material

2.3.1. Facilities and simulated environments

The experiment was conducted in a fixed base driving simulator with a fully equipped interior, 180° front field of view, one rear view mirror, and two side view mirrors. All simulations were performed in Scanner Studio (version 1.9). The simulated vehicle used was defined in the software as a "large family car", and had an automatic gear transmission. The full list of characteristics can be found in the data available at <https://osf.io/xhazm/>. As the study took place in France, the driving rules were those of the French Highway Code.

2.3.1.1. Manual and automated driving familiarization phases

Participants were familiarized with manual and automated driving in the same simulated environment. It consisted of a 2 x 2 straight highway with very little crossing traffic (i.e., approximately 1 vehicle every 30 seconds). For 5 km, the lane in which the participants drove was free. Then, in the manual driving condition, they were confronted 5 times with a stopped vehicle in the right lane. Participants were instructed to overtake the stopped vehicles and to return to the right lane after overtaking. In the AD condition, the vehicle drove automatically at 130 km/h from the beginning of the scenario. The system was programmed to issue a takeover request when there were 10 seconds remaining before colliding with the next stopped vehicle. At this point, the participants had to press either the gas or brake pedal to deactivate the AD system and take control. To familiarize the participants with the takeover phase, the first 2 of the 5 stationary vehicles were removed, leaving the lane clear. The next takeover phases were similar to the manual driving condition: they were instructed to overtake the stationary vehicles and to return to the right lane after overtaking. Four hundred meters after the stationary vehicle, AD was automatically resumed. In both conditions, after 10 km, participants heard a beep and the vehicle stopped automatically, signaling the end of the familiarization phase.

2.3.1.2. Participants' manual driving speed acquisition

Previous studies on ADS personalization have mainly used replays of participants' manual driving (e.g., Hartwich et al., 2018). However, in the context of SAE Levels 2-3, the same method is not applicable because participants cannot take over during a video replay. Therefore, in order to provide a personalized ADS for each participant in this study, their mean maximum speed was recorded over 2 scenarios and then applied to the parameters of the AD system during the experimental phases. Maximum speed was chosen because the simulated routes allowed the participants and the AC to drive at maximum speed at all times outside of take-over situations.

For these speed acquisition scenarios, participants started from a highway entry point and then drove on an empty 2 x 2 highway section for approximately 2 km. They then heard a beep and the vehicle automatically stopped, signaling the end of the speed acquisition phase. Since the highway was in a 2 x 2 lane configuration, one scenario was in the top 2 lanes and the other scenario was in the bottom 2 lanes. The order of presentation was randomized.

2.3.1.3. Experimental phases

In the 2 experimental phases, participants were exposed to a scenario similar to the familiarization phase. At the beginning of the scenario, the vehicle was driving automatically, and participants had to take over 3 times due to stationary vehicles on the road (i.e., road construction, car accident, heavy traffic at a highway exit, or car breakdown). The difference between the two experimental phases was the speed of the vehicle during AD: it was either personalized (i.e., the same as the participants during the speed acquisition phase) or 20 km/h faster. The order of presentation was randomized. This speed difference was chosen because previous research has shown that an increase of 14% over the preferred driving speed would bring participants to the edge of their safety margin, which is an increase of approximately 20 km/h for a preferred speed of 130 km/h (Fuller, 2011). The scenarios used for the experimental phases took place in the same virtual environment as the speed acquisition phases. However, while the latter used only a small portion of the road, the experimental phases used the entire length of the highway (i.e., about 20 km). Except for the takeover situations, the side of the highway on which the participant was driving was empty. The other side had very little crossing traffic (i.e., approximately 1 vehicle every 30 seconds).

2.3.2. Questionnaires

Participants rated their perception of the safety of the vehicle's automatic operation and their comfort with a specific driving-style on a scale from 0 ("totally disagree") to 100 ("totally agree"). This

scale was adapted from Beggiato et al. (2020) by extending the situations of interest from AD alone to also include the takeover phase. In addition, comfort was assessed instead of enjoyment. Finally, some items were slightly reworded to match their meaning in French with the original items, and to take into account the takeover phase. The items used are shown in Table 2. At the end of the study, participants were asked to rate their level of trust in ACs on a scale of 1 (low) to 5 (high) (Delmas et al., 2022).

Table 2. Item wording used to assess participant experience

Aspect of the participants' experience	Wording of the item
Automated driving perceived safety	<i>When the vehicle was driving automatically, I was sure that it was able to handle traffic situations safely at any time</i>
Takeover perceived safety	<i>When I had to takeover the control of the vehicle, I was sure that I was able to handle the situation safely</i>
Takeover comfort	<i>Overall, I was very comfortable when I had to takeover the control of the vehicle.</i>
Overall comfort	<i>Overall, the drive felt highly comfortable to me</i>

2.3.3. Takeover performance metrics

Participants' takeover performance was assessed using various measures, detailed in the next sub-sections.

2.3.3.1. Brake use and maximum force

Brake use was calculated as the average proportion of time spent on the brake during the takeover. Brake maximum force was calculated as the mean maximum force applied to the braking pedal (in Newtons) during takeovers. Sudden changes in driving speed due to braking can lead to unsafe distances between cars, which in turn can lead to a crash (Han & Yang, 2009).

2.3.3.2. Resulting maximum negative and positive longitudinal accelerations

The resulting acceleration during takeovers reflects the force that the car's tire must transfer to the ground. When this force reaches the physical limit (approximately 11 m/s²), driving is considered unstable and dangerous (Li et al., 2018).

2.3.3.3. Speed variability

Speed variability during takeovers was calculated as the standard deviation of speed during takeovers. A low value indicates that the participant had little need to adjust the speed of the vehicle during the takeover. A high value indicates that the participant had to adjust the speed of the vehicle during the takeover, which may, for example, negatively affect the traffic flow quality (Ko, Guensler and Hunter, 2006).

2.3.3.4. Takeover time

Takeover time was calculated as the time between the onset of the takeover request and the participant's first input to either the accelerator or brake pedal. A low value indicates that participants have more time available to deal with the takeover situation at hand.

2.3.3.5. Left turn signal use and time

During the takeover, left turn signal use was considered (i.e., yes/no) before the lane change. If it was used, its activation time was calculated as the time between the onset of the takeover request and its activation.

2.3.3.6. Minimum time to collision

The minimum time to collision (TTC) was defined as the time required for the participant's vehicle to collide with the stationary vehicle obstructing the lane if it continued at its speed while fully entering the next lane (Li et al., 2018). The lower the value, the more dangerous the takeover situation (Vogel, 2003).

$$TTC_{min} = \frac{d_{s-e}}{v_e}$$

d_{s-e} = distance between the stationary vehicle and the ego vehicle at the time the ego vehicle moved fully into the next lane

v_e = speed of the ego vehicle at the same time

2.3.3.7. Steering wheel standard deviation

The standard deviation of the steering wheel angle was used as a measure of takeover stability (Li et al., 2018). A high value indicates a less stable takeover performance.

2.3.3.8. Steering entropy

Steering entropy (with values ranging from 0 to 1) was used as a measure of the smoothness of steering control, which has been shown to be related to experienced workload. A higher value indicates a less smooth steering control during takeover. It was obtained using the following procedure (Nakayama et al., 1999):

1. The initial steering wheel angle data was recorded at 20 Hz, and was sampled down to about 7 Hz (i.e., 1 measurement every 150 ms) to reduce measurement noise.

2. The predicted steering angles at time n ($\theta_{p(n)}$) were obtained using the three previous time steps ($\theta_{(n-1)}$, $\theta_{(n-2)}$, $\theta_{(n-3)}$). They have been calculated using a second-order Taylor expansion on time $n-1$:

$$\theta_{p(n)} = \theta_{(n-1)} + (\theta_{(n-1)} - \theta_{(n-2)}) + \frac{1}{2}((\theta_{(n-1)} - \theta_{(n-2)}) - (\theta_{(n-2)} - \theta_{(n-3)}))$$

Which simplifies to:

$$\theta_{p(n)} = \frac{5}{2}\theta_{(n-1)} - 2\theta_{(n-2)} + \frac{1}{2}\theta_{(n-3)}$$

3. Prediction errors were then calculated by subtracting the predicted steering wheel angles ($\theta_{p(n)}$) from the actual angles at times n ($\theta_{(n)}$):

$$e_{(n)} = \theta_{(n)} - \theta_{p(n)}$$

4. The value α was calculated using 1.2 standard deviations (which encompasses 90 percent of the data (Kersloot et al., 2003)) of the prediction error distribution of all participants in the personalized ADS condition.
5. Nine bins were created based on the range of α : $< -5\alpha$, $[-5\alpha, -2.5\alpha]$, $[-2.5\alpha, -\alpha]$, $[-\alpha, -0.5\alpha]$, $[-0.5\alpha, 0.5\alpha]$, $[0.5\alpha, \alpha]$, $[\alpha, 2.5\alpha]$, $[2.5\alpha, 5\alpha]$, $> 5\alpha$.
6. The steering entropy was calculated, based on the proportion of prediction errors falling into each of the 9 bins (P_i), using the following formula:

$$StE = - \sum_{i=1}^9 P_i (\log_9 P_i)$$

2.4. Procedure

Participants were received individually at the *Cognition, Comportements et Usages* technological platform (Toulouse, France) for the experiment. After signing the written informed consent, participants were introduced to the driving simulator. They were instructed to behave as

close as possible to their usual driving behavior throughout the experiment. After being briefed on how the simulator works and the risks of motion sickness, they were introduced to the manual driving familiarization phase. Once the participants were sufficiently comfortable with manual driving, they were introduced to the two speed acquisition phases in which they were unaware that their speed was being recorded. They were instructed to enter the highway and accelerate to their preferred speed, i.e., the speed at which they felt comfortable, safe, and in control, and to maintain that speed as much as possible. After these phases, the participants were familiarized with the AD system. They were informed of the capabilities of the AD system. It was described as being able to manage longitudinal and lateral position in the lane and to perform certain driving maneuvers, such as taking a highway exit. However, participants were told that the system might ask them to takeover the control of the vehicle in situations where the system was uncertain how to handle the situation. They were also informed that the vehicle would automatically resume driving once the zone of uncertainty was passed. After sufficient familiarization with AD, the participants were introduced to the two experimental phases. After each of these phases, they had to complete the questionnaire described in the Questionnaires section (2.3.2). After the last experimental phase, they also had to answer additional questions about their characteristics (they can be found in Table 1).

At the beginning of all phases, participants were reminded that they had to behave as naturally as possible and were asked to keep in mind that they would not be fined for speeding (i.e., whether they or the AC was driving). The first goal of this instruction was to prevent participants from limiting their speed during the first 3 manual driving phases due to doubts about a possible sanction (Summala, 2007). The second goal of this instruction was to avoid feelings of discomfort due to the fear of being fined if the AC drove above the usual speed limit.

2.5. Hypotheses

According to Summala's MCZ model (2007), drivers have (inherent and learned) thresholds for spatial and temporal safety margins. The fast ADS may conflict with these thresholds, leading to reduced confidence in the AV's ability to handle traffic situations safely at all times, due to too short temporal or spatial distances, and ultimately to discomfort. Therefore, it is hypothesized that:

H1: ADS predicts overall comfort, but this effect is fully mediated by AD perceived safety. The personalized ADS leads to a higher AD perceived safety.

This would imply that, to some extent, drivers have similar safety margins when they are driving and when they are passengers. Results from a previous study (Delmas et al., 2023) suggest that this may be the case in the context of AD. Its results showed that when trust in ACs was high enough, participants preferred the AC to drive at a speed close to their reported manual driving speed in the same situation. Participants with lower levels of trust in ACs, however, preferred the AC to drive slower than their own speed. Using the data made publicly available by this study, it was possible to calculate the predicted difference between the manual driving speed and the preferred speed for the AC in the specific situation of this study (i.e., on a highway, in clear weather and with little traffic congestion). These results indicate that participants with the lowest level of trust in ACs preferred the AC to drive approximately 10 km/h slower than they did. Participants with the highest level of trust in ACs preferred the AC to drive about 3 km/h faster than them. In the context of this study, this means that the "fast" driving-style would be further away from the safety margins comfort zone for participants with the lowest level of trust in ACs than for participants with the higher level of trust in ACs. Therefore, it is hypothesized that:

H2: ADS predicts AD perceived safety, but this effect is moderated by trust in ACs. The positive influence of ADS personalization on AD perceived safety is stronger for participants with lower levels of trust in ACs than participants with higher levels of trust in ACs.

Based on the task difficulty homeostasis hypothesis (Fuller, 2005), it can be hypothesized that when participants are asked to take over with the fast driving-style, they perceive the task difficulty to be too high compared to what they are willing to accept (i.e., under the same conditions, they would prefer to drive slower). As shown by Fuller et al. (2008), task difficulty is experienced in the same way as feelings of risk. Thus, it is expected that participants feel less able to handle the takeovers with the fast driving-style. According to Summala's MCZ model (2007), this decrease in perceived safety is expected to lead to discomfort. Therefore, it is hypothesized that:

H3: ADS predicts takeover comfort, but this effect is fully mediated by takeover perceived safety. The personalized ADS leads to a higher takeover perceived safety.

It is expected that when taking over, participants will try to reduce the demands of the task (Fuller, 2000) and move closer to the comfort zone in terms of safety margins (Summala, 2007) by reducing the speed of the vehicle as quickly as possible. Therefore, it is hypothesized that:

H4: During the takeovers, the brake use (H4.a) and maximum force (H4.b) are expected to be lower with the personalized ADS compared to the fast ADS.

H5: Resulting maximum negative longitudinal acceleration during takeover is lower with the personalized ADS compared to the fast ADS.

Since participants are expected to reduce the speed of the vehicle during takeover with the fast ADS, it is also expected that speed variability is higher in this ADS condition. Therefore, it is hypothesized that:

H6: During takeover, speed variability is lower with the personalized ADS compared to the fast ADS.

2.6. Data analyses

All data supporting the article are publicly available at <https://osf.io/xhazm/>. Data for hypotheses 1 and 3 were analyzed using mediation analyses. Data for hypothesis 2 were analyzed using a

moderation analysis. Finally, data for hypotheses 4-6 were analyzed using Wilcoxon signed rank tests, since the data met the assumptions for parametric tests. All statistical analyses were performed using R [27].

2.7. Statistical power analyses

The number of participants included in this study was based on time constraints. Sensitivity power analyses were used to determine the minimum reliably detectable effect sizes (i.e., $\beta = .20$; $\alpha = .05$ in this study) for each hypothesis (see Table 3). For mediation hypotheses 1 and 3, effect sizes were estimated using Fritz and MacKinnon's simulations (2007). In the present study, percentile bootstraps were used, and the simulations show that to achieve 80% power with 52 participants, the effect sizes for the *a* and *b* paths should be between medium and large. For moderation hypothesis 2 and hypotheses 4-6, sensitivity analyses were computed with G*Power (version 3.1.9.6) (Faul et al., 2009; Faul et al., 2007).

Table 3. Minimum reliably detectable effect sizes for hypotheses 1-6.

Hypothesis	Effect size
1	<i>a</i> -path: $\beta = [.39, .59]$ <i>b</i> -path: $\beta = [.39, .59]$
2	$R^2 = .11$
3	<i>a</i> -path: $\beta = [.39, .59]$ <i>b</i> -path: $\beta = [.39, .59]$
4.a	$d = .36$
4.b	$d = .49$
5	$d = .36$
6	$d = .36$

3. Results

3.1. Relationship between automated driving-style, automated driving perceived safety and overall comfort (H1)

To test the mediation effect in H1, the steps recommended by Zhao et al. (2010) for mediation analysis were followed:

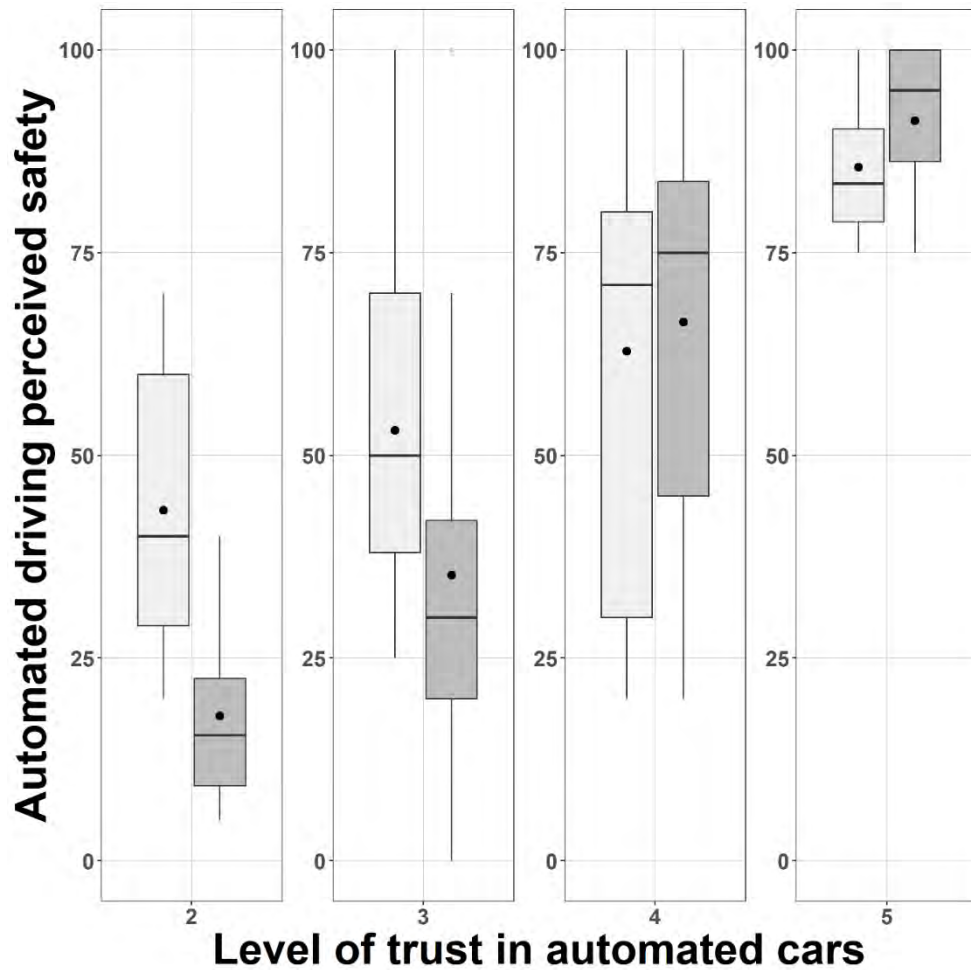
1. Determine whether the indirect effect $a \times b$ is significant.
2. Classify the type of mediation by estimating the coefficients a , b and c .

The results showed that the mean indirect effect from the bootstrap analysis is positive and significant ($a \times b = .28$), with a 95% confidence interval excluding zero ([.03, .54]). In the indirect path, experiencing the personalized ADS increased AD perceived safety by $a = 11.79$ units. $b = .63$, so holding ADS constant, a unit increase in AD perceived safety increases overall comfort by .63 units on a scale of 0 to 100. The direct effect c' (5.75) is not significant (bootstrapped 95% CI [-1.80, 13.30]), indicating that the mediation is indirect-only.

3.2. Relationship between automated driving-style, trust in automated cars and automated driving perceived safety (H2)

Considering the relationship between ADS and AD perceived safety, the model including the moderation of trust in ACs explains 2.85 more variance points of AD perceived safety than the model without this moderating effect. The partial Fisher test shows that this difference is significant, $F(1) = 5.70$, $p = .019$. The predictive portion of ADS on AD perceived safety when controlling for trust in ACs increases from $\beta = 0.21$ to $\beta = 0.94$ when including the interaction effect $ADS \times$ trust in ACs. This moderating effect is significant ($\beta = -0.77$, $p = 0.19$) and explains 77% of the variance in AD perceived safety. Thus, the relationship between automated DS and AD perceived safety is indeed moderated by trust in ACs. As shown in Figure 1, the positive influence of the personalized ADS on perceived safety is stronger for participants with lower levels of trust in ACs (i.e., levels 2-3) than participants with higher levels of trust in ACs (i.e., levels 4-5).

Figure 1. Relationship between automated driving-style and automated driving perceived safety, according to the level of trust in automated cars



Note. In each panel, the boxplot on the left represents the personalized automated driving-style, and the boxplot on the right the fast automated driving-style. Inside each boxplot, the point represents the mean. None of the participants reported a level of trust in automated cars of 1.

3.3. Relationship between automated driving-style, takeover perceived safety and overall comfort (H3)

To test the mediation effect in H3, the same procedure as in H1 was used. The results showed that the mean indirect effect (.12) from the bootstrap analysis is not significant (bootstrapped 95% CI [-.05, .32]), meaning that the effect of ADS on overall comfort is not mediated by takeover perceived safety.

3.4. Influence of automated driving-style on brake use and maximum force (H4)

A Wilcoxon signed rank test shows that the median brake use during takeover is significantly lower with the fast ADS ($Mdn = 29.87\%$) than with the personalized ADS ($Mdn = 2.23\%$), $V = 832$, $p = .002$, $r = .37$, 95% CI [.1, .59]. A Wilcoxon signed rank test shows that the median maximum brake force during takeover is significantly lower with the personalized ADS ($Mdn = 102.5$ N) than with the fast ADS ($Mdn = 111.66$ N), $V = 288.5$, $p = .009$, $r = .45$, 95% CI [.14, .74].

3.5. Influence of automated driving-style on resulting maximum negative longitudinal acceleration during takeover (H5)

A Wilcoxon signed rank test shows that the median resulting maximum negative longitudinal acceleration during takeover is significantly lower with the personalized ADS ($Mdn = -0.91$ m/s²) than with the fast ADS ($Mdn = -2.64$ m/s²), $V = 248$, $p < .001$, $r = .55$, 95% CI [.33, .72].

3.6. Influence of automated driving-style on speed variability during takeover (H6)

A Wilcoxon signed rank test shows that the median speed variability during takeover is significantly lower with the personalized ADS ($Mdn = 3.94$) than with the fast ADS ($Mdn = 6.61$), $V = 1150$, $p < .001$, $r = .64$, 95% CI [.45, .79].

3.7. Exploratory performance analyses

Exploratory performance analyses showed that during takeover, takeover times were slower with the personalized ADS ($M_{diff} = 125$ ms). The left turn signal was used more often (+ 1.96%) and faster ($M_{diff} = 600$ ms) in the same condition. It led to lower minimum TTC ($M_{diff} = 80$ ms), lower steering wheel angle SD and steering entropy ($M_{diff} = .002$ rad and $M_{diff} = .01$ respectively). Finally, the personalized ADS led to higher resulting maximum positive longitudinal positive acceleration ($M_{diff} =$

.09 m/s²). Descriptive statistics for performance measure in each ADS condition can be found in Table 4.

Table 4. Descriptive statistics for exploratory performance measures

Performance measure	Personalized ADS	Fast ADS
Left turn signal use – %	98.04	96.08
Takeover time (s) – mean (<i>SD</i>)	2.20 (.73)	2.08 (.77)
Left turn signal time (s) – mean (<i>SD</i>)	3.72 (1.28)	4.32 (1.24)
Resulting maximum positive longitudinal positive acceleration (m/s ²) – mean (<i>SD</i>)	.52 (.34)	.43 (.34)
Minimum time to collision – mean (<i>SD</i>)	4.26 (1.14)	4.18 (.98)
Steering wheel angle standard deviation – mean (<i>SD</i>)	.06 (.02)	.06 (.03)
Steering entropy – mean (<i>SD</i>)	.51 (.13)	.52 (.13)

Note. ADS = automated driving-style.

4. Discussion and conclusion

The objective of this study was to investigate the potential transfer of the benefits of ADS personalization to SAE levels 2-3. The first step was to examine the impact of this personalization on the drivers' experience during AD. Confirming the first hypothesis, the results showed that ADS predicted overall comfort, with the personalized ADS leading to higher comfort, and that this effect was fully mediated by AD perceived safety. These results are consistent with Summala's MCZ model (2007). They suggest that if the automated vehicle violates the driver's comfort zones in terms of spatial and temporal safety margins, it will be perceived as less safe, and this will reduce the driver's overall comfort. Confirming the second hypothesis, the results showed that although ADS predicted AD perceived safety, this effect was actually moderated by trust in ACs. In fact, the lower the trust in ACs, the greater the benefit of personalized ADS on AD perceived safety. Furthermore, the results showed that trust in ACs must be high for participants to experience high AD perceived safety with the personalized ADS. These results are consistent with previous findings showing that trust in ACs must be high enough for comfort zones to overlap between manual and automated driving

(Delmas et al., 2023). Overall, the observed benefits of ADS personalization on the drivers' experience during AD are in line with previous studies (Griesche et al., 2016; Haghzare et al., 2021; Hartwich et al., 2018; Hashimoto et al., 2018; Ma et al., 2021; Sun et al., 2020).

The second step in this study was to examine the effect of ADS personalization on the drivers' experience and performance during takeovers. As a third hypothesis, it was expected that ADS would predict takeover comfort, and that this effect would be fully mediated by takeover perceived safety. However, the results did not support this hypothesis. Regarding driving performance, the results were consistent with the fourth, fifth and sixth hypotheses. In fact, the results showed that the brake use and maximum force, were lower with the personalized ADS compared to the fast ADS, leading to lower resulting maximum negative longitudinal acceleration and speed variability. Taken together, these results suggest that participants did indeed have to quickly reduce the demands of the takeover task as by reducing vehicle speed, and thus move closer to their comfort zone in terms of safety margins. These findings are consistent with Fuller's TCI (2000) and Summala's MCZ (2007) models. Finally, several measures were used to assess potential unanticipated effects of the ADS on takeover performance. The main findings of these exploratory analyses are that although participants regained control slightly later with the personalized ADS, they still activated their left turn signal faster, resulting in a lower minimum TTC. In light of the results obtained for hypotheses 4-6, the results of these exploratory analyses could be explained by the fact that participants spent less time reducing task demands with the personalized ADS and were therefore able to engage in the overtaking maneuver earlier.

The results of the study need to be interpreted in consideration of a few methodological limitations. The main one is the fact that this study was based on a driving- simulator experimental protocol. This method has already been shown to be reliable in predicting actual driver behavior (e.g., Risto & Martens, 2014). However, the perception of risk and the resulting fear, for example, may be attenuated compared to real driving. Another limitation is the fact that the present study only considered takeover situations with clear weather conditions and no traffic congestion. However,

these variables have been shown to influence the drivenger's experience (e.g., Delmas et al., 2022) his takeover performance (e.g., Li et al., 2018). Future studies should attempt to replicate the present findings while manipulating these contextual variables. Finally, the sample of the present study was composed of young drivers ($M_{age} = 25.04$, $SD_{age} = 5.81$). The negative influence of the faster ADS on the experience and performance of young drivers highlighted in the present study could be accentuated for older drivers, who have previously been shown to have more difficulty in takeover situations than younger drivers (Li et al., 2018). Therefore, future studies should attempt to replicate the present findings with older drivers.

In conclusion, the results of this study suggest that ADS personalization may indeed be beneficial in the context of intermediate levels of driving automation. Regarding the benefits on the drivenger's experience, these seem to depend in part on the level of trust in ACs. However, even if personalization brings more benefits for low-trust drivengers, it does not seem to be detrimental to the experience of the most trustful drivengers. The observed benefits of ADS personalization on drivengers' performance during takeover are also promising. Keeping speed variability low can be beneficial to the traffic flow quality (Ko, Guensler and Hunter, 2006), and avoiding sudden changes in intravehicular distance due to braking can be beneficial to traffic safety (Han and Yang, 2009). Overall, these results support the idea that a personalization approach to ADS design is more desirable than a "one-for-all" approach.

Acknowledgements

We wish to thank Pierre-Vincent Paubel for the technical assistance on the driving simulator. We also wish to thank all participants for supporting this research.

Author contributions

Conceptualization: Maxime Delmas, Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Formal analysis: Maxime Delmas.

Funding acquisition: Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Investigation: Maxime Delmas.

Methodology: Maxime Delmas, Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Resources: Maxime Delmas, Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Supervision: Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Validation: Maxime Delmas.

Visualization: Maxime Delmas.

Writing – original draft: Maxime Delmas.

Writing – review & editing: Valérie Camps, Céline Lemerrier.

Funding

The present work was financed by the Occitanie Region (France), and the neOCampus project (Paul Sabatier University, France).

References

- Banks, V. A., & Stanton, N. A. (2016). Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. *Applied ergonomics*, *53*, 389-395.
- Beggiato, M., Hartwich, F., Roßner, P., Dettmann, A., Enhuber, S., Pech, T., ... & Krems, J. (2020). KomfoPilot—Comfortable Automated Driving. In *Smart Automotive Mobility* (pp. 71-154). Springer, Cham.
- Bellem, H., Thiel, B., Schrauf, M., & Krems, J. F. (2018). Comfort in automated driving: An analysis of preferences for different automated driving styles and their dependence on personality traits. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, *55*, 90-100.
- Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2022). Effects of environmental, vehicle and human factors on comfort in partially automated driving: A scenario-based study. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, *86*, 392-401.
- Delmas, M., Camps, V., & Lemerrier, C. (2023). Should my automated car drive as I do? Investigating speed preferences of drivengers in various driving conditions. *PLoS one*, *18*(2), e0281702.
- Elander, J., West, R., & French, D. (1993). Behavioral correlates of individual differences in road-traffic crash risk: An examination of methods and findings. *Psychological bulletin*, *113*(2), 279.
- ERTRAC Working Group. (2019). Connected automated driving roadmap. *ERTRAC, Brussels*.
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A. G. (2009). Statistical power analyses using G* Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior research methods*, *41*(4), 1149-1160.
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A. G., & Buchner, A. (2007). G* Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior research methods*, *39*(2), 175-191.
- Fritz, M. S., & MacKinnon, D. P. (2007). Required sample size to detect the mediated effect. *Psychological science*, *18*(3), 233-239.

- Fuller, R. (2000). The task-capability interface model of the driving process. *Recherche-Transports-Sécurité*, 66, 47-57.
- Fuller, R. (2005). Towards a general theory of driver behaviour. *Accident analysis & prevention*, 37(3), 461-472.
- Fuller, R. (2011). Driver control theory: From task difficulty homeostasis to risk allostasis. In *Handbook of traffic psychology* (pp. 13-26). Academic Press.
- Fuller, R., McHugh, C., & Pender, S. (2008). Task difficulty and risk in the determination of driver behaviour. *European Review of Applied Psychology*, 58(1), 13-21.
- Griesche, S., Nicolay, E., Assmann, D., Dotzauer, M., & Käthner, D. (2016). Should my car drive as I do? What kind of driving style do drivers prefer for the design of automated driving functions. In *Braunschweiger Symposium* (Vol. 10, No. 11, pp. 185-204).
- Haghzare, S., Campos, J. L., Bak, K., & Mihailidis, A. (2021). Older adults' acceptance of fully automated vehicles: Effects of exposure, driving style, age, and driving conditions. *Accident Analysis & Prevention*, 150, 105919.
- Han, I., & Yang, K. S. (2009). Characteristic analysis for cognition of dangerous driving using automobile black boxes. *International journal of automotive technology*, 10, 597-605.
- Hartwich, F., Beggiato, M., & Krems, J. F. (2018). Driving comfort, enjoyment and acceptance of automated driving—effects of drivers' age and driving style familiarity. *Ergonomics*, 61(8), 1017-1032.
- Hashimoto, N., Thompson, S., Kato, S., Boyali, A., & Tsugawa, S. (2018). Necessity of automated vehicle control customization: Experimental results during lane changing. *Transportation Research Record*, 2672(22), 1-9.
- Kersloot, T., Flint, A., & Parkes, A. (2003). Steering entropy as a measure of impairment. In *Presented during the Young Researchers Seminar; TRL Limited: Berkshire, UK*.

- Ko, J., Guensler, R., & Hunter, M. (2006). Variability in traffic flow quality experienced by drivers: Evidence from instrumented vehicles. *Transportation research record*, 1988(1), 1-9.
- Li, S., Blythe, P., Guo, W., & Namdeo, A. (2018). Investigation of older driver's takeover performance in highly automated vehicles in adverse weather conditions. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(9), 1157-1165.
- Ma, Z., & Zhang, Y. (2021). Drivers trust, acceptance, and takeover behaviors in fully automated vehicles: Effects of automated driving styles and driver's driving styles. *Accident Analysis & Prevention*, 159, 106238.
- Mercedes me media (2022, May 06). *Conditionally automated driving: Mercedes-Benz announces sales launch of DRIVE PILOT*. <https://media.mercedes-benz.com/article/37f8acd0-df37-4755-acec-9534308c8e7b>
- Nakayama, O., Futami, T., Nakamura, T., & Boer, E. R. (1999). Development of a steering entropy method for evaluating driver workload. *SAE transactions*, 1686-1695.
- Risto, M., & Martens, M. H. (2014). Driver headway choice: A comparison between driving simulator and real-road driving. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 25, 1-9.
- SAE International. (2021). Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles. *SAE international*, 4970(724), 1-5.
- Summala, H. (2007). Towards understanding motivational and emotional factors in driver behaviour: Comfort through satisficing. In *Modelling driver behaviour in automotive environments* (pp. 189-207). Springer, London.
- Sun, X., Li, J., Tang, P., Zhou, S., Peng, X., Li, H. N., & Wang, Q. (2020). Exploring personalised autonomous vehicles to influence user trust. *Cognitive Computation*, 1-17.

Vogel, K. (2003). A comparison of headway and time to collision as safety indicators. *Accident analysis & prevention*, 35(3), 427-433.

Zhao, X., Lynch Jr, J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis. *Journal of consumer research*, 37(2), 197-20

DISCUSSION ET CONCLUSION GÉNÉRALES

Cette thèse a eu pour objectif général d’approfondir les connaissances que nous avons de l’interaction entre les humains et les Voitures Automatisées [VA], afin d’améliorer leur acceptabilité, et ainsi contribuer à ce que leur déploiement dans le paysage routier soit réussi. Cet objectif général a été découpé en trois objectifs. Le premier a été de mieux comprendre l’influence du type de route, des conditions météorologiques et du niveau de congestion routière sur l’expérience du conducteur-passager pendant la conduite automatisée. Une fois la lumière faite sur l’influence de ces variables, le deuxième objectif de cette thèse a été de s’intéresser à leur influence sur la pertinence d’utiliser un paramétrage personnalisé pour le Style de Conduite Automatisé [SCA]. Pour terminer, le troisième objectif a été d’étudier les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA, non plus seulement sur l’expérience du conducteur, mais également sur sa performance lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire.

Cette dernière partie présente dans un premier temps une synthèse des résultats mis en évidence au travers des trois études (section 1). Une discussion des apports théoriques et méthodologiques transversaux aux trois études est ensuite proposée (sections 2 et 3). Cette discussion est suivie d’une mise en perspective plus générale des apports de l’approche ergonomique dans la conception des voitures automatisées (section 4). Pour terminer, des perspectives de recherche découlant des limites de ce travail de thèse sont discutées (section 5), et une conclusion permet de clôturer cette discussion générale (section 6).

1. Synthèse des résultats principaux

1.1. Étude 1

Afin d’atteindre le premier objectif de la thèse, une étude par scénarios écrits a été menée. Les participants ont dû indiquer leur niveau de confort projeté en conduite automatisée de niveau 3

SAE dans diverses situations, caractérisées par des variations de types de routes, de conditions météorologiques, de niveau de congestion routière et de vitesse du véhicule.

Les résultats de cette étude montrent que de manière isolée, toutes les variables à l'exception de la vitesse du véhicule ont impacté le confort projeté des participants. En effet, ce confort a été moins élevé en centre-ville que sur autoroute, par temps très pluvieux que par temps clair, et par congestion routière élevée que par congestion routière faible. Les résultats ont ensuite mis en évidence des effets d'interaction entre ces différentes variables. Tout d'abord, la différence de confort projeté entre centre-ville et autoroute n'a été présente que par temps clair, et non par temps très pluvieux. Les trois autres effets d'interaction mis en évidence sont tous allés dans le même sens : lorsque les conditions de conduite ont été défavorables, qu'il s'agisse de temps très pluvieux ou de congestion routière élevée, prises de manière isolée ou en combinaison, le confort projeté des participants était plus élevé lorsque le véhicule adoptait une vitesse inférieure à la vitesse réglementaire.

Dans un deuxième temps, nous avons exploré l'existence de profils de participants par le biais d'analyses d'agrégation des données. Les résultats de ces analyses mettent en évidence quatre groupes : tout d'abord, les participants ayant « confiance dans l'automatisation », caractérisés par un niveau de confiance à l'égard des VA assez élevé, ainsi que par un niveau de confort projeté positif en toutes circonstances. À l'opposé, les analyses ont mis en évidence un groupe de participants n'ayant « pas confiance dans l'automatisation », caractérisés par un niveau de confiance à l'égard des VA faible, ainsi que par un niveau de confort projeté négatif en toutes circonstances. Finalement, deux autres groupes de participants se sont opposés dans leur appréciation de la vitesse du véhicule : d'une part, le groupe des participants ayant une « aversion pour le risque », rapportant un niveau de confort projeté élevé dans les conditions les plus optimales, faible dans les conditions les moins optimales, et préférant de manière générale que le véhicule adopte une vitesse moins élevée que la vitesse réglementaire. À l'opposé, le groupe des participants ayant une « aversion pour la réduction de

vitesse » n'a été impacté que par la vitesse du véhicule, et a rapporté un niveau de confort projeté très faible lorsque celle-ci était inférieure à la vitesse réglementaire. Deux effets d'interaction sont cependant intéressants à noter pour ce groupe de participants : on observe que lorsque les conditions de conduite ont été défavorables, l'effet négatif de la réduction de la vitesse du véhicule sur le confort projeté était soit annulé (pour le temps très pluvieux) soit réduit (pour la congestion routière élevée).

Les résultats de cette première étude montrent que le confort projeté du conducteur-passager peut être influencé par plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite, que cette influence peut être modérée par la vitesse du véhicule, et que la présence et la taille de ces effets peut varier selon le profil des individus.

1.2. Étude 2

La lumière étant faite sur l'influence de ces variables contextuelles de l'activité de conduite, le deuxième objectif de cette thèse a été d'étudier leur influence sur la pertinence d'utiliser un paramétrage personnalisé pour le SCA. Afin d'atteindre cet objectif, nous avons mené une deuxième étude par scénarios écrits, utilisant les mêmes variations de types de routes, de conditions météorologiques et de niveaux de congestion routière. Les participants ont cette fois-ci dû indiquer leur projection de préférence de vitesse pour le véhicule en conduite automatisée de niveau 3 SAE d'une part, et d'autre part la projection de leur propre vitesse en conduite manuelle dans la même situation.

Les résultats de cette étude ont tout d'abord mis en évidence que dans l'ensemble, les participants ont préféré que le véhicule conduise légèrement moins vite qu'eux, dans la totalité des conditions, et avec peu de variations entre les conditions. Cependant, les résultats ont également montré que cette différence était prédite par le niveau de confiance à l'égard des VA : alors que les participants ayant un faible niveau de confiance ont préféré que le véhicule conduise environ 10 km/h

moins vite qu'eux sur l'ensemble des conditions, la différence entre les deux vitesses pour les participants ayant un haut niveau de confiance est quasi-nulle.

Les résultats de cette deuxième étude ont donc montré qu'utiliser un paramétrage personnalisé de la vitesse du SCA peut être pertinent en dépit des variables contextuelles, à condition que le conducteur-passager accorde une confiance suffisante dans le véhicule.

1.3. Étude 3

Pour terminer, le troisième objectif a été d'étudier les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA, non plus seulement sur l'expérience du conducteur, mais également sur sa performance lors de la reprise de contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire. Afin d'atteindre cet objectif, nous avons mené une étude sur simulateur de conduite. Les participants ont été conduits par une VA de niveau 2-3 SAE, adoptant soit un SCA imitant leur conduite manuelle, soit un SCA plus rapide de 20 km/h. Les participants ont dû reprendre le contrôle du véhicule plusieurs fois par trajet, suite à des désactivations obligatoires dues à la présence de véhicules stationnaires sur la voie.

Les résultats montrent tout d'abord que l'effet du paramétrage du SCA sur le confort général des participants est entièrement passé par leur sécurité perçue de la conduite automatisée, et que cette dernière était plus élevée avec le SCA personnalisé qu'avec le SCA plus rapide. Les résultats montrent également que la relation entre paramétrage du SCA et perception de sécurité était en fait modérée par le niveau de confiance des participants à l'égard des VA. En effet, plus leur niveau de confiance était faible, et plus les bénéfices du SCA personnalisé sur la perception de sécurité étaient élevés. Concernant la performance, les résultats montrent que le SCA personnalisé a permis de réduire l'intensité du freinage, et ainsi la variabilité de la vitesse au moment de la reprise. Par ailleurs, des analyses exploratoires ont révélé des comportements de reprise plus adaptés avec le SCA personnalisé. Les résultats de cette troisième étude montrent donc que la personnalisation du

paramétrage du SCA a pu, en plus des bénéfices apportés à l'expérience, améliorer la performance du conducteur lors de la reprise du contrôle du véhicule après une désactivation obligatoire.

Il est important de rappeler que dans cette étude, les participants n'étaient pas autorisés à s'investir dans des tâches annexes. Ce choix méthodologique nous a ainsi permis de couvrir à la fois le niveau 2 SAE, et le niveau 3 SAE dans les situations où le conducteur-passager n'est pas engagé dans une tâche annexe. Cela implique donc que dans cette étude, les participants étaient toujours en partie dans la boucle de contrôle du véhicule pendant la conduite automatisée. Dans une situation où le conducteur-passager serait engagé dans une tâche annexe au moment où le système lui demande de reprendre le contrôle du véhicule, l'utilisation d'un paramétrage personnalisé pour le SCA pourrait apporter des bénéfices encore plus importants que ceux observés dans cette étude. Par ailleurs, les conditions de conduite étaient optimales dans cette étude, avec un temps clair et l'absence de congestion routière, et un échantillon de participants jeunes. Or, il a été montré que les conditions météorologiques dégradées et l'âge avancé des participants sont deux conditions qui peuvent affecter négativement les performances de reprise du véhicule (Li et al. 2018). Dans ce contexte aussi, un paramétrage personnalisé du SCA pourrait apporter des bénéfices encore plus importants que ceux observés dans cette étude.

2. Apports théoriques transversaux de la thèse

Les résultats mis en évidence au cours de cette thèse sont en congruence avec ceux de la littérature scientifique, à la fois au niveau global de la ligne de recherche, et au niveau spécifique des études ayant utilisé une méthode de personnalisation par observation de la conduite manuelle. Nos résultats renforcent la validité de la personnalisation du paramétrage du SCA comme levier d'amélioration de l'interaction entre l'humain derrière le volant et la VA, tout en y apportant de la nuance. En effet, les trois études suggèrent que la confiance à l'égard des VA est une variable centrale pour l'expérience des conducteurs-passagers. Dans la première étude, cette confiance a permis de

distinguer le groupe des participants ayant un confort projeté faible de celui des participants ayant un confort projeté élevé, en dépit des situations rencontrées. Dans la deuxième étude, nous avons vu que la confiance à l'égard des VA déterminait la différence entre la vitesse manuelle des participants et leur préférence de vitesse pour la VA, et donc la pertinence d'un paramétrage personnalisé du SCA. Enfin, dans la troisième étude, cette confiance a déterminé l'ampleur des bénéfices du SCA personnalisé sur la sécurité perçue de la conduite automatisée.

Les résultats mis en évidence au travers de la deuxième et troisième étude viennent conforter l'idée que le modèle des zones de confort multiples (Summala, 2007) est particulièrement pertinent pour expliquer les bénéfices attendus de la personnalisation du paramétrage du SCA. En effet, nous avons vu que lorsque le niveau de confiance à l'égard des VA des participants était suffisamment élevé, leurs zones de confort en conduite manuelle étaient en concordance avec leurs zones de confort en conduite automatisée.

Par ailleurs, les résultats mis en évidence au travers de la première et de la troisième étude renforcent l'idée que le modèle d'interface tâche-capacité du processus de conduite (Fuller, 2000) est particulièrement pertinent pour prédire l'expérience et le comportement du conducteur-passager en conduite automatisée de niveau intermédiaire. En effet, nous avons vu dans la première étude que les participants ont rapporté un confort projeté moins élevé en présence de variables augmentant l'exigence de la tâche, et que cet effet pouvait être modéré en réduisant la vitesse du véhicule, c'est-à-dire en équilibrant le niveau d'exigence de la tâche. Nous avons enfin vu dans la troisième étude qu'équilibrer la difficulté de la tâche de conduite au moment de la reprise de contrôle du véhicule, par le biais de la personnalisation du paramétrage du SCA, a permis d'améliorer les performances de reprise des participants.

3. Apports méthodologiques transversaux de la thèse

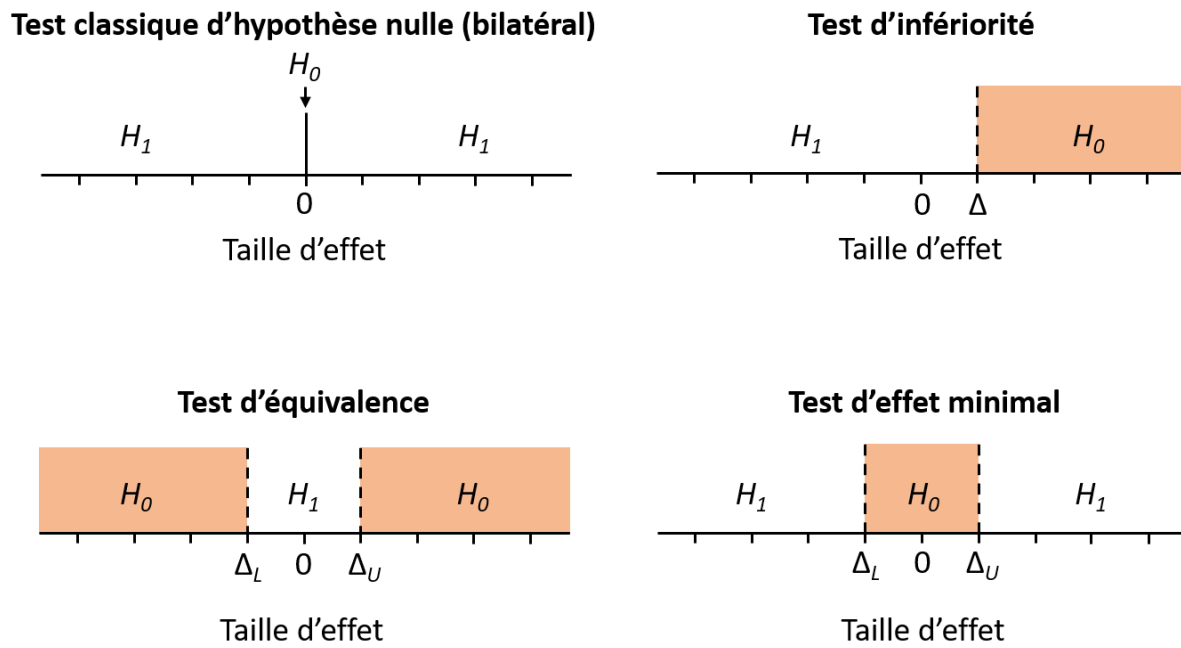
Au-delà des contributions théoriques, cette thèse apporte également des éléments méthodologiques. Comme nous l'avons vu à la section 4.2.1 de l'introduction générale, toutes les études portant sur les effets de la personnalisation du paramétrage du SCA ont utilisé des protocoles expérimentaux sur simulateur de conduite ou sur routes réelles. Dans le cadre de cette thèse, et du fait d'une double contrainte (matérielle mais aussi liée à la pandémie de Covid-19), nous avons dû repenser notre approche afin de contribuer à la littérature scientifique. Cette double contrainte est finalement devenue une double opportunité : celle de pouvoir mettre en œuvre des études malgré la pandémie de Covid-19, et de pouvoir mettre à l'épreuve des méthodes d'expérimentation alternatives. Grâce à l'utilisation d'une méthode par scénarios écrits, il a été possible dans les deux premières études d'examiner l'influence simultanée de plusieurs variables contextuelles de l'activité de conduite, tout en ayant des tailles d'échantillons importantes. Compte tenu de la cohérence des résultats mis en évidence dans ces deux études, et ceux mis en évidence dans la troisième étude, l'utilisation de scénarios écrits semble être une méthode alternative et/ou complémentaire viable.

Dans la section 4.2.1 de l'introduction générale, nous avons également pu voir la diversité de méthodes utilisées pour tester les effets de la personnalisation du paramétrage du SCA. Au regard des avantages et inconvénients de chacune des méthodes, et des besoins spécifiques de notre troisième étude, nous avons pris la décision d'utiliser une méthode de personnalisation par observation de la conduite manuelle des participants. Cette méthode nous a permis de nous assurer que chaque participant fasse l'expérience d'un SCA au paramétrage personnalisé, et d'un SCA le mettant à la limite de ses marges de sécurité. Au regard de sa balance avantages/inconvénients, cette méthode semble être la plus pertinente pour des études expérimentales fiables. Par ailleurs, contrairement aux autres méthodes qui ne se destinent qu'à l'étude, l'observation de la conduite manuelle se rapproche au plus près de l'implémentation réelle de systèmes de personnalisation du paramétrage du SCA. Si de tels systèmes venaient à être développés, ils seraient en effet probablement basés sur des modèles d'observation de la conduite manuelle du conducteur-passager. Cela signifie que le développement

de ces modèles dans le cadre d'études expérimentales participe aussi à leur développement dans le cadre industriel.

La dernière contribution méthodologique de cette thèse concerne l'utilisation de tests d'équivalence dans la deuxième étude, qui ouvre la porte à de nouvelles perspectives de recherche. Les hypothèses que nous formulons dans nos études sont limitées par nos capacités à les tester. Or, la formation classique en psychologie expérimentale nous apprend à tester la présence d'un effet, ou d'une différence, en considérant que tout ce qui est différent de 0 nous intéresse. Il devrait pourtant y avoir de nombreuses situations dans lesquelles les chercheurs s'intéressent à la présence d'effets supérieurs à certains seuils (afin que ces effets soient significatifs en pratique, et pas seulement statistiquement) ou même à l'absence d'effets. La méthode statistique fréquentiste dispose d'outils pour faire cela, et nous avons utilisé l'un d'eux, les tests d'équivalence. Ces derniers nous ont permis dans la deuxième étude de tester l'hypothèse selon laquelle la personnalisation du paramétrage du SCA serait pertinente en dépit des conditions de conduite. Cette hypothèse implique de tester l'absence d'effets, ici d'une différence entre la vitesse manuelle des participants et leur vitesse préférée pour la VA dans les différentes conditions de conduite. En complément du test classique d'hypothèse nulle, ainsi que des tests d'effets minimaux et d'infériorité (présentés dans la Figure 6), les tests d'équivalence peuvent ainsi permettre d'enrichir la boîte à outils statistiques des chercheurs, et de tester un plus large éventail d'hypothèses.

Figure 6. Illustration d'une hypothèse nulle (H_0) et d'une hypothèse alternative (H_1) pour chacun des quatre types de tests de significativité (traduit et adapté de Lakens et al. (2018))



Le test classique de significativité de l'hypothèse nulle teste si l'hypothèse nulle selon laquelle un effet est égal à zéro peut être rejetée ; Le test d'infériorité teste si l'hypothèse nulle selon laquelle un effet est au moins aussi grand que Δ peut être rejetée ; Le test d'équivalence vérifie si l'hypothèse nulle selon laquelle un effet est au moins aussi petit que Δ_L ou au moins aussi grand que Δ_U peut être rejetée ; Le test des effets minimaux teste si l'hypothèse nulle selon laquelle un effet se situe entre la limite inférieure d'équivalence, Δ_L , et la limite supérieure d'équivalence, Δ_U , peut être rejetée.

4. Apports de l'approche ergonomique dans la conception du comportement des voitures automatisées

Les résultats mis en évidence au travers de cette thèse renforcent le besoin d'une approche ethnocentrée dans la conception des véhicules automatisés. Toutefois, cette approche devrait majoritairement être utilisée pour adapter les VA aux humains, et non l'inverse. En effet, au regard de la grande complexité des technologies modernes, les limites des approches « procustéennes », dans lesquelles l'humain est adapté à la technologie, sont rapidement atteintes (de Winter et al., 2022). Dans le cadre de la conduite automatisée, entraîner l'humain à utiliser correctement le système constitue l'une des méthodes procustéennes efficaces. Il a par exemple été montré qu'un entraînement à l'utilisation d'une VA de niveau 3 SAE, sur simulateur de conduite ou par vidéos, peut avoir des bénéfices sur la performance de reprise du contrôle (Ebnali et al., 2019). Bien que les bénéfices de l'entraînement puissent être importants, cette méthode s'accompagne toutefois de

limites inhérentes, en particulier liées aux problèmes de transfert de ce qui a été appris lors de l'entraînement. Cette limite est particulièrement présente dans le contexte de la conduite, qui est une activité complexe et dynamique, et pour laquelle il est difficile de recevoir un entraînement exhaustif. À l'inverse des approches procustéennes, l'adaptation du système à l'humain semble être la méthode la plus pertinente pour s'assurer que l'humain ne soit pas le goulot d'étranglement de cette coopération. La personnalisation du paramétrage du SCA est un cas d'école de cette méthode, dans laquelle le système adapte son comportement pour s'aligner avec les capacités de l'humain. En cohérence avec la littérature scientifique, nous avons montré que cette approche de personnalisation promet des bénéfices intéressants pour l'intégration des VA dans le paysage routier.

Concrètement, ces systèmes de paramétrage personnalisé du SCA pourraient être basés sur l'observation de la conduite manuelle des participants, en prenant en considération une multitude de variables telles que les conditions météorologiques, le niveau de congestion routière, ou le type de route. Il est également possible d'imaginer que ces systèmes pourraient prendre en considération l'état émotionnel des utilisateurs de manière indirecte, par exemple par le biais de capteurs dans le véhicule (p. ex., Kolli et al., 2011), ou d'un accès à leur emploi du temps. Dans des situations où l'implémentation de tels systèmes n'est pas possible, proposer aux utilisateurs plusieurs SCA parmi lesquels choisir semble être une alternative intéressante, permettant une forme de personnalisation moins coûteuse. Cependant, pour les niveaux d'automatisation intermédiaires, il est important que les SCA proposés diffèrent sur des variables de conduite n'ayant pas d'influence sur l'exigence de la tâche de conduite, afin d'éviter que les utilisateurs ne doivent reprendre le contrôle dans des conditions dépassant leurs capacités (Fuller, 2000). Comme nous l'avons vu enfin, la confiance à l'égard des VA a un fort impact sur la perception des SCA. Afin que cette confiance ne soit ni trop faible ni trop élevée, il convient de la calibrer au juste niveau, par le biais par exemple de simulations (Manchon et al., 2022) ou de formations sur les capacités et limitations réelles du système (Khastgir et al., 2018).

Au-delà de la désirabilité de systèmes de personnalisation du paramétrage du SCA, se pose la question de leur faisabilité technique. La collaboration que nous avons menée avec l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse nous a permis de prendre conscience de la nécessité du travail interdisciplinaire sur cette question. En effet, la réalisation d'un système d'observation de la conduite manuelle nécessite d'une part des connaissances expertes sur l'humain, afin de savoir *quoi* observer, et d'autre part des connaissances expertes sur les systèmes technologiques, afin de savoir *comment* observer. Ce type de collaboration interdisciplinaire peut nécessiter le transfert des résultats mis en évidence au cours d'études expérimentales vers des contextes d'application réels. Cela soulève de nombreuses questions, telles que la validité écologique des études ou la précision des données récoltées. Par ailleurs, l'approche expérimentale considère l'« humain moyen », et faillit donc généralement à prendre en considération les spécificités individuelles (Loup-Escande & Loup, 2020). Si l'objectif est par exemple de pré-paramétrer un système de détection de l'endormissement pendant la conduite, il n'est pas évident d'extraire de la littérature scientifique des seuils extrêmement précis, valables pour tous les individus. Lorsque ce type d'objectif est poursuivi, un dialogue permanent est nécessaire entre les différentes disciplines, afin d'assurer un transfert de connaissances pertinentes et fiables.

5. Perspectives de recherche

Les résultats mis en évidence dans le cadre de ce travail de thèse permettent d'étendre la ligne de recherche portant sur les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA. Toutefois, le travail mené présente certaines limites, qui ouvrent des perspectives de recherche intéressantes pour le compléter. Une partie de ces limites, telles que l'utilisation de méthodes par scénarios écrits, a déjà été discutée au sein de chacune des trois études. Cette section propose donc une discussion sur des perspectives transversales.

5.1. Prise en compte du point de vue des autres passagers

Le point de vue considéré tout au long de ce travail de thèse a été celui de l'humain derrière le volant. On peut cependant se demander si la personnalisation du paramétrage du SCA reste pertinente dans les situations où d'autres personnes sont à bord du véhicule. En effet, comme nous l'avons vu dans la section 4 de l'introduction générale, il a été montré que le confort des passagers est principalement influencé par le style de conduite du conducteur. Il est alors possible qu'un SCA personnalisé, basé sur la conduite manuelle de l'humain derrière le volant, ne soit pas adapté aux autres passagers. Ces derniers ayant par ailleurs des niveaux variables de confiance à l'égard des VA, leur appréciation du SCA pourrait également varier. Toutefois, dans le cadre des niveaux d'automatisation intermédiaire, nous avons vu que les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA se sont également étendus à la performance lors de la reprise de contrôle du véhicule. Bien qu'une expérience positive soit primordiale pour assurer l'acceptabilité des VA, la priorité demeure la sécurité maximale. Dans cette perspective, la personnalisation du paramétrage du SCA, basée sur la conduite manuelle du conducteur-passager, est prometteuse pour les niveaux d'automatisation intermédiaires.

De futures études devraient être menées pour approfondir cette perspective. De manière générale, il serait tout d'abord intéressant d'étudier l'expérience des passagers dans une VA lorsque ceux-ci ne sont pas derrière le volant. De manière plus spécifique à la problématique de cette thèse, d'autres études pourraient observer dans quelle mesure la personnalisation des SCA, basée sur la conduite manuelle de l'humain derrière le volant, influence l'expérience des autres passagers. Il serait également intéressant d'étudier dans quelle mesure cette influence est modérée par la connaissance des autres passagers des bénéfices de la personnalisation sur la performance du conducteur-passager en situation de reprise. Des études pourraient enfin explorer la possibilité de créer un SCA personnalisé, basé sur l'ensemble des passagers du véhicule, en mettant l'accent sur l'adéquation avec les capacités du conducteur-passager dans le contexte des niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite. Le covoiturage étant l'une des pistes privilégiées pour réduire

l'impact environnemental de la conduite automobile, l'exploration de ces perspectives est fortement recommandée.

5.2. Prise en compte du point de vue des autres usagers de la route

Le point de vue des autres usagers de la route n'a pas non plus été considéré dans le cadre de cette thèse. On peut toutefois imaginer que le paramétrage des SCA pourrait avoir une influence sur leur perception des VA. En particulier, il est possible d'imaginer que pour les individus à l'extérieur des VA, l'unicité du paramétrage des SCA pourrait permettre d'améliorer la prédictibilité de leur comportement. À l'inverse, l'utilisation de paramétrages personnalisés des SCA, et donc variables, pourrait rendre difficile la prédiction du comportement des VA. Il a déjà été montré que le manque de clarté des actions effectuées par le système automatisé de conduite peut avoir une influence négative sur le confort des passagers du véhicule (Beggiato et al., 2020), ce qui pourrait également être le cas pour les usagers à l'extérieur du véhicule.

Des études se sont déjà intéressées à la capacité de piétons à distinguer un véhicule conduit par un humain d'un véhicule conduit par un système automatisé (p. ex., Bazilinskyy et al., 2021 ; Cascetta et al., 2022). De futures études pourraient être menées pour approfondir cette ligne de recherche, en s'intéressant également à l'influence du paramétrage du SCA sur la qualité de l'interaction du véhicule avec les autres usagers de la route.

5.3. Prise en compte des styles de conduite inadaptés

L'implémentation de systèmes de personnalisation du paramétrage du SCA soulève la question de la prise en considération des styles de conduite inadaptés (Taubman-Ben-Ari et al., 2004). Si un individu conduit habituellement au-dessus des limitations de vitesse par exemple, le système doit-il l'imiter ? D'un point de vue ergonomique, la réponse est complexe. Comme nous l'avons vu dans l'étude de Ma et Zhang (2021), les conducteurs agressifs ont tendance à reprendre plus

fréquemment le contrôle d'un véhicule adoptant un SCA trop défensif pour eux, afin de conduire à une vitesse plus élevée ou afin d'utiliser des accélérations plus importantes par exemple. Il faudrait alors évaluer la balance bénéfique/risque, entre laisser le conducteur s'engager dans une conduite manuelle à risques, ou faire en sorte que le paramétrage du SCA l'imite afin de l'en dissuader.

De futures études devraient être menées pour approfondir les effets du paramétrage du SCA sur les conducteurs au style de conduite inadapté. Les résultats mis en évidence pourraient permettre de mettre en place des solutions sécuritaires, permettant à la fois de satisfaire ce type de conducteurs, et de les dissuader de reprendre le contrôle du véhicule.

5.4. Prise en compte des variables de conduite constituant le style de conduite automatisé

Comme nous l'avons vu dans la section 5.2.3 de l'introduction générale, la combinaison de plusieurs facteurs nous a amené à considérer l'influence du SCA au travers d'une unique variable de conduite : la vitesse. Cela constitue donc l'une des limites du travail mené au cours de cette thèse, puisqu'une multitude d'autres variables peuvent constituer un SCA, et pourraient influencer l'expérience et la performance des utilisateurs de VA.

Au regard du modèle d'interface tâche-capacité du processus de conduite (Fuller, 2000), il serait pertinent d'intégrer, en plus de la vitesse, la position sur la voie et la trajectoire du véhicule, puisque ces deux variables ont également une influence sur les exigences de la tâche de conduite. Au regard du modèle des zones de confort multiples, il serait également pertinent d'intégrer des variables telles que les accélérations positives/négatives et longitudinales/latérales, puisque ces variables peuvent avoir une influence sur les marges de sécurité et sur le confort du trajet. L'étude de l'influence de ces variables nécessite cependant des protocoles expérimentaux sur routes réelles, ou sur simulateurs de conduite mobiles permettant de simuler les forces physiques en jeu lors de ces manœuvres.

5.5. Prise en compte et opérationnalisation de la confiance

La confiance est une variable multidimensionnelle complexe. Dans le cadre de cette thèse, elle n'a été évaluée que par le biais d'un seul item. Au travers des trois études, et en cohérence avec la littérature scientifique, nous avons pu observer la centralité de cette variable dans l'interaction humain-VA. Les futures études menées sur les effets de la personnalisation du paramétrage des SCA devraient considérer la confiance à l'égard des VA à l'aide d'outils plus exhaustifs (voir p. ex., Manchon et al., 2022).

La confiance à l'égard des VA a par ailleurs été considérée dans cette thèse comme une variable constitutive du profil des participants, déterminant leur expérience des différents paramétrages du SCA. Toutefois, la confiance est un élément dynamique, et il a par exemple été montré qu'elle pouvait évoluer avec les premières utilisations d'une VA (Oliveira et al., 2019). De futures études pourraient donc s'intéresser à l'influence de la personnalisation du paramétrage du SCA sur l'évolution de la confiance à l'égard des VA.

6. Conclusion

Les études menées dans cette thèse s'inscrivent dans la continuité de la ligne de recherche s'intéressant aux effets de la personnalisation du paramétrage des SCA. Les résultats mis en évidence soulignent les bénéfices de cette personnalisation, en l'étendant à une variété de contextes de conduite et aux niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite. Ils soulignent également le caractère primordial de la prise en considération de la confiance qu'accordent les individus aux véhicules automatisés, et de travailler à ce que celle-ci soit calibrée au juste niveau. De manière plus générale, les résultats mis en évidence au travers de cette thèse viennent renforcer la nécessité d'une approche ethnocentrée dans la conception des véhicules automatisés.

RÉFÉRENCES

Cette partie liste les références utilisées dans l'introduction générale et la discussion et conclusion générales.

- Abbink, D. A., Mulder, M., & Boer, E. R. (2012). Haptic shared control: smoothly shifting control authority?. *Cognition, Technology & Work, 14*, 19-28.
- Anderson, J. M., Kalra, N., Stanley, K. D., Sorensen, P., Samaras, C., & Oluwatola, O. A. (2014). *Autonomous vehicle technology : A guide for policymakers*. Rand Corporation.
- Anderson, N. (2008). *Unified social cognition*. Psychology press.
- Anderson, N. H. (1982). *Methods of information integration theory* (Vol. 2). Academic Press.
- Baguley, C. J. (1988). 'Running the red'at signals on high-speed roads. *Traffic engineering and control, 29*(7-8), 415-420.
- Bainbridge, L. (1983). Ironies of automation. Dans *Analysis, design and evaluation of man-machine systems* (pp. 129-135). Pergamon.
- Banks, V. A., & Stanton, N. A. (2016). Keep the driver in control: Automating automobiles of the future. *Applied ergonomics, 53*, 389-395.
- Barrau, A. (2019). *Le plus grand défi de l'histoire de l'humanité*. Michel Lafon.
- Bazilinsky, P., Dodou, D., & De Winter, J. (2019). Survey on eHMI concepts: The effect of text, color, and perspective. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour, 67*, 175-194.
- Bazilinsky, P., Dodou, D., Eisma, Y. B., Vlakveld, W., & de Winter, J. (2023). Blinded windows and empty driver seats: The effects of automated vehicle characteristics on cyclists' decision-making. *IET Intelligent Transport Systems, 17*(1), 72-84.

- Bazilinskyy, P., Eriksson, A., Petermeijer, B., & de Winter, J. (2017). Usefulness and satisfaction of take-over requests for highly automated driving. In *Road Safety & Simulation International Conference (RSS 2017), the Hague, Netherlands*.
- Bazilinskyy, P., Sakuma, T., & de Winter, J. (2021). What driving style makes pedestrians think a passing vehicle is driving automatically?. *Applied ergonomics*, *95*, 103428.
- Beggiato, M., Hartwich, F., Roßner, P., Dettmann, A., Enhuber, S., Pech, T., Gesmann-Nuissl, D., Mößner, K., Bullinger, A., & Krems, J. (2020). KomfoPilot—Comfortable automated driving. *Smart automotive mobility: reliable technology for the mobile human*, 71-154.
- Bel, M. (2016). *Prédire l'utilisation d'une technologie nouvelle : Le cas des Systèmes de Transports Intelligents Coopératifs*. [Thèse de doctorat, Université Grenoble-Alpes (UGA)].
- Bel., M., Coeugnet, S. et Watteau, P. (2019). *Monographie : Acceptabilité du véhicule autonome*. Manuscrit livré par Vedecom le 25 mars 2019 à la Direction Générale des Infrastructures, des Transports et de la Mer (DGITM).
- Bell, S. (2022). *Mercedes Will Take Legal Responsibility For Accidents Involving Its Level 3 Autonomous Drive Pilot*. Carscoops. <https://www.carscoops.com/2022/03/mercedes-will-take-legal-responsibility-for-accidents-involving-its-level-3-autonomous-drive-pilot/>
- Bellem, H., Schönenberg, T., Krems, J. F., & Schrauf, M. (2016). Objective metrics of comfort: Developing a driving style for highly automated vehicles. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, *41*, 45-54.
- Brysbaert, M. (2019). How many participants do we have to include in properly powered experiments? A tutorial of power analysis with reference tables. *Journal of cognition*.
- Cabrall, C. D., Stapel, J. C., Happee, R., & de Winter, J. C. (2020). Redesigning today's driving automation toward adaptive backup control with context-based and invisible interfaces. *Human factors*, *62*(2), 211-228.

- Carsten, O., Lai, F. C., Barnard, Y., Jamson, A. H., & Merat, N. (2012). Control task substitution in semiautomated driving: Does it matter what aspects are automated?. *Human factors*, 54(5), 747-761.
- Cascetta, E., Carteni, A., & Di Francesco, L. (2022). Do autonomous vehicles drive like humans? A Turing approach and an application to SAE automation Level 2 cars. *Transportation research part C: emerging technologies*, 134, 103499.
- Connolly, T. and Aberg, L. (1993). Some contagion models of speeding. *Accident Analysis and Prevention*, 25(1), 57-66.
- de Winter, J. C. F., & Hancock, P. A. (2021). Why human factors science is demonstrably necessary: historical and evolutionary foundations. *Ergonomics*, 64(9), 1115-1131.
- de Winter, J. C. F., Petermeijer, S. M., & Abbink, D. A. (2022). Shared control versus traded control in driving: A debate around automation pitfalls. *Ergonomics*, 1-43.
- Du, N., Zhou, F., Pulver, E. M., Tilbury, D. M., Robert, L. P., Pradhan, A. K., & Yang, X. J. (2020). Predicting driver takeover performance in conditionally automated driving. *Accident Analysis & Prevention*, 148, 105748.
- Ebnali, M., Hulme, K., Ebnali-Heidari, A., & Mazloumi, A. (2019). How does training effect users' attitudes and skills needed for highly automated driving?. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 66, 184-195.
- Ellinghaus, D., & Schlag, B. (2001). Beifahrer. Eine Untersuchung über die psychologischen und soziologischen Aspekte des Zusammenspiels von Fahrer und Beifahrer. *Uniroyal Verkehrsuntersuchung*, (26).
- Engström, J., & Hollnagel, E. (2007). A general conceptual framework for modelling behavioural effects of driver support functions. *Modelling driver behaviour in automotive environments: Critical issues in driver interactions with intelligent transport systems*, 61-84.

- European Environment Agency. (2022). *Decarbonising road transport — the role of vehicles, fuels and transport demand*. <https://www.eea.europa.eu/publications/transport-and-environment-report-2021>
- Fuller, R. (2000). The task-capability interface model of the driving process. *Recherche-Transports-Sécurité*, 66, 47-57.
- Fuller, R. (2005). Towards a general theory of driver behaviour. *Accident analysis & prevention*, 37(3), 461-472.
- Fuller, R., McHugh, C., & Pender, S. (2008). Task difficulty and risk in the determination of driver behaviour. *European Review of Applied Psychology*, 58(1), 13-21.
- Griesche, S., Nicolay, E., Assmann, D., Dotzauer, M., & Käthner, D. (2016). Should my car drive as I do? What kind of driving style do drivers prefer for the design of automated driving functions. In *Braunschweiger Symposium* (Vol. 10, No. 11, pp. 185-204).
- Haghzare, S., Campos, J. L., Bak, K., & Mihailidis, A. (2021). Older adults' acceptance of fully automated vehicles: Effects of exposure, driving style, age, and driving conditions. *Accident Analysis & Prevention*, 150, 105919.
- Hakamies-Blomqvist, L., & Wahlström, B. (1998). Why do older drivers give up driving?. *Accident Analysis & Prevention*, 30(3), 305-312.
- Hartwich, F., Beggato, M., & Krems, J. F. (2018). Driving comfort, enjoyment and acceptance of automated driving—effects of drivers' age and driving style familiarity. *Ergonomics*, 61(8), 1017-1032.
- Hashimoto, N., Thompson, S., Kato, S., Boyali, A., & Tsugawa, S. (2018). Necessity of automated vehicle control customization: Experimental results during lane changing. *Transportation Research Record*, 2672(22), 1-9.

- Hollnagel, E., Nåbo, A., & Lau, I. V. (2003). A systemic model for driver-in-control. *Proceedings of the Second International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*, 86–91.
- Hurgobin, Y., Le Floch, V., & Lemerrier, C. (2020). Effect of multiple extrinsic cues on consumers' willingness to buy apples: A scenario-based study. *Food Quality and Preference*, 81, 103860.
- Innofact Ag for AutoScout24 (2013). *Drei von zehn deutschen Beifahrern leiden leise. Repräsentative Umfrage zeigt: Über 40-Jährige vertrauen Fahrer mehr - Frauen Bremsen mit*. Pressportal. <https://www.presseportal.de/pm/13984/2416177>
- Insee Références. (2020). *Tableaux de l'économie française*. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/4318291/TEF2020.pdf>
- International Energy Agency. (2021). *France 2021 Energy Policy Review*. <https://iea.blob.core.windows.net/assets/7b3b4b9d-6db3-4dcf-a0a5-a9993d7dd1d6/France2021.pdf>
- International Standardization Organization. (2019). ISO 9241-210:2019. Ergonomics of human system interaction—part 210: Human-centred design for interactive systems.
- Ittner, S., Mühlbacher, D., & Weisswange, T. H. (2020). The discomfort of riding shotgun—Why many people don't like to be co-driver. *Frontiers in Psychology*, 11, 584309.
- Kerautret, L., Dabic, S., & Navarro, J. (2023). Exploration of driver stress when resuming control from highly automated driving in an emergency situation. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 93, 222-234.
- Khastgir, S., Birrell, S., Dhadyalla, G., & Jennings, P. (2018). Calibrating trust through knowledge: Introducing the concept of informed safety for automation in vehicles. *Transportation research part C: emerging technologies*, 96, 290-303.

- Kolli, A., Fasih, A., Al Machot, F., & Kyamakya, K. (2011). Non-intrusive car driver's emotion recognition using thermal camera. In *Proceedings of the Joint INDS'11 & ISTET'11* (pp. 1-5). IEEE.
- Lakens, D. (2022). *Improving Your Statistical Inferences*. https://lakens.github.io/statistical_inferences/. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6409077>
- Lakens, D., Scheel, A. M., & Isager, P. M. (2018). Equivalence testing for psychological research: A tutorial. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 1(2), 259-269.
- Le Point. (2022). *Mercedes Drive Pilot : regarder la télévision plutôt que conduire*. https://www.lepoint.fr/automobile/innovations/mercedes-drive-pilot-regarder-la-television-plutot-que-conduire-10-05-2022-2474896_652.php
- Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in Automation : Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors*, 46(1), 50-80.
- Li, S., Blythe, P., Guo, W., & Namdeo, A. (2018). Investigation of older driver's takeover performance in highly automated vehicles in adverse weather conditions. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(9), 1157-1165.
- Litman, T. (2023). Autonomous vehicle implementation predictions: Implications for transport planning. *Victoria Transport Policy Institute*.
- Loup-Escande, E., & Loup, G. (2021). Designing acceptable emerging technologies: what contribution from ergonomics?. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 22(5), 581-602.
- Lu, Z., & de Winter, J. C. (2015). A review and framework of control authority transitions in automated driving. *Procedia Manufacturing*, 3, 2510-2517.
- Lu, Z., Happee, R., Cabrall, C. D., Kyriakidis, M., & de Winter, J. C. (2016). Human factors of transitions in automated driving: A general framework and literature survey. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 43, 183-198.

- Ma, Z., & Zhang, Y. (2021). Drivers trust, acceptance, and takeover behaviors in fully automated vehicles: Effects of automated driving styles and driver's driving styles. *Accident Analysis & Prevention, 159*, 106238.
- Manchon, J. B., Bueno, M., & Navarro, J. (2021). Calibration of trust in automated driving: a matter of initial level of trust and automated driving style?. *Human factors*, 00187208211052804.
- Manchon, J. B., Bueno, M., & Navarro, J. (2022). How the initial level of trust in automated driving impacts drivers' behaviour and early trust construction. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour, 86*, 281-295.
- McKnight, A. J., & Adams, B. B. (1970). Driver Education Task Analysis. Volume I: Task descriptions. Final Report.
- Merat, N., Seppelt, B., Louw, T., Engström, J., Lee, J. D., Johansson, E., Green, C. A., Katazaki, S., Monk, C., Itoh, M., McGehee, D., Sunda, T., Unoura, K., Victor, T., Schieben, A. & Keinath, A. (2019). The "Out-of-the-Loop" concept in automated driving: proposed definition, measures and implications. *Cognition, Technology & Work, 21*, 87-98.
- Mercedes me media. (2022). *Conditionally automated driving: Mercedes-Benz announces sales launch of DRIVE PILOT*. <https://media.mercedes-benz.com/article/37f8acd0-df37-4755-acec-9534308c8e7b>
- Michigan Department of Transportation. (2020) *CAV Corridor*. <https://www.michigan.gov/mdot/travel/mobility/initiatives/cav-corridor>
- Michon, J. A. (1985). A critical view of driver behavior models: what do we know, what should we do?. *Human behavior and traffic safety*, 485-524.
- Monsaingeon, N. (2022). *Design and evaluation of multimodal interfaces guiding attentional resources to the status of partially automated driving systems* [Thèse de doctorat de l'Université de Toulouse].

- Monsaingeon, N., Caroux, L., Langlois, S., Hurgobin, Y., & Lemerrier, C. (2020). Driver compliance with automation reliability information regarding hazardous environmental circumstances. *Le travail humain*, (4), 343-360.
- Mullen, D., (2022). *MERCEDES TO ACCEPT LEGAL RESPONSIBILITY FOR ACCIDENTS INVOLVING SELF-DRIVING CARS*. Sunday Times Driving. <https://www.driving.co.uk/news/technology/mercedes-to-accept-legal-responsibility-for-accidents-involving-self-driving-cars/>
- Näätänen, R. and Summala, H. (1974). A model for the role of motivational factors in drivers' decision-making. *Accident Analysis and Prevention*, 6, 243-261.
- Näätänen, R., & Summala, H. (1976). Road-user behaviour and traffic accidents. *Publication of: North-Holland Publishing Company*.
- Najm, W., Stearns, M., Howarth, H., Koopmann, J., & Hitz, J. S. (2006). *Evaluation of an automotive rear-end collision avoidance system* (No. FHWA-JPO-06-055). United States. Department of Transportation. National Highway Traffic Safety Administration.
- National Highway Traffic Safety Administration. (2018). *Critical Reasons for Crashes Investigated in the National Motor Vehicle Crash Causation Survey*. <https://crashstats.nhtsa.dot.gov/Api/Public/Publication/812506>
- Navarro, J. (2019). A state of science on highly automated driving. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 20(3), 366-396.
- Niittymäki, J., & Pursula, M. (1994). Valo-ohjattujen liittymien simulointi ja ajodynamiikka [Simulation of signalized intersections and driving dynamics] (Pub. No. 81) Helsinki, Finland: Helsinki University of Technology. *Transportation Engineering*.
- Novak, M. (2007). *GM Car of the Future (1962)*. Paleofuture. <https://paleofuture.com/blog/2007/6/29/gm-car-of-the-future-1962.html>

- Oliveira, L., Proctor, K., Burns, C. G., & Birrell, S. (2019). Driving style: How should an automated vehicle behave? *Information*, 10(6), 219.
- Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Human factors*, 39(2), 230-253.
- Perotto, F. S., Combettes, S., Camps, V., Michel, F., Alarcon, K. A., Caroux, L., Delmas, M., Gleizes, M., Kaddoum, E., Labeye, E., Lemerancier, C., Marcillaud, G., Paubel, P., Perret, F., & Péron, M. (2020). Prise de Position: Projet C2C–Véhicules connectés et acceptabilité par l'humain. In *Les Journées Francophones de la Modélisation et de la Simulation (JFMS 2020)* (Vol. 1757, pp. 1-5). Cépaduès, Toulouse.
- Polders, E., Brijs, T., Vlahogianni, E., Papadimitriou, E., Yannis, G., Leopold, F., Durso, C., & Diamandouros, K. (2015). *ElderSafe - Risks and countermeasures for road traffic of the elderly in Europe*. https://road-safety.transport.ec.europa.eu/document/download/549e8b93-97e8-4fcb-a950-392fadad8841_en?filename=eldersafe_final_report.pdf
- Rasouli, A., Kotseruba, I., & Tsotsos, J. K. (2017). Agreeing to cross: How drivers and pedestrians communicate. In *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (pp. 264-269). IEEE.
- RTE. (2019). *Bilan électrique 2019*. https://assets.rte-france.com/prod/public/2020-06/bilan-electrique-2019_1_0.pdf
- SAE International. (2021). *SAE Levels of Driving Automation™ Refined for Clarity and International Audience*. SAE International. <https://www.sae.org/blog/sae-j3016-update>
- Sahäi, A., Labeye, E., Caroux, L., & Lemerancier, C. (2022). Crossing the street in front of an autonomous vehicle: An investigation of eye contact between drivengers and vulnerable road users. *Frontiers in psychology*, 13.
- Shepardson, D., (2017). *Tesla driver in fatal 'Autopilot' crash got numerous warnings: U.S. government*. Reuters. <https://www.reuters.com/article/us-tesla-crash-idUSKBN19A2XC>

Stanton, N. A., Young, M. S., Walker, G. H., Turner, H., & Randle, S. (2001). Automating the driver's control tasks. *International journal of cognitive ergonomics*, 5(3), 221-236.

Summala, H. (2007). Towards understanding motivational and emotional factors in driver behaviour: Comfort through satisficing. *Modelling driver behaviour in automotive environments: Critical issues in driver interactions with intelligent transport systems*, 189-207.

Sun, X., Li, J., Tang, P., Zhou, S., Peng, X., Li, H. N., & Wang, Q. (2020). Exploring personalised autonomous vehicles to influence user trust. *Cognitive Computation*, 1-17.

Tabone, W., De Winter, J., Ackermann, C., Bärghman, J., Baumann, M., Deb, S., ... & Stanton, N. A. (2021). Vulnerable road users and the coming wave of automated vehicles: Expert perspectives. *Transportation research interdisciplinary perspectives*, 9, 100293.

Taubman-Ben-Ari, O., Mikulincer, M., & Gillath, O. (2004). The multidimensional driving style inventory—scale construct and validation. *Accident Analysis & Prevention*, 36(3), 323-332.

Terrade, F., Pasquier, H., Reerinck-Boulanger, J., Guingouain, G., & Somat, A. (2009). L'acceptabilité sociale: la prise en compte des déterminants sociaux dans l'analyse de l'acceptabilité des systèmes technologiques. *Le travail humain*, 72(4), 383-395.

Time Magazine (1925). *Science: Radio Auto*. Time. <https://content.time.com/time/subscriber/article/0,33009,720720,00.html>

van der Horst, R. and Wilmink, A. (1986). Drivers' decision making at signalized intersections: An optimization of the yellow timing. *Traffic Engineering & Control*, 27, 615-622.

Wan, J., & Wu, C. (2018). The effects of lead time of take-over request and nondriving tasks on taking-over control of automated vehicles. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 48(6), 582-591.

World Health Organization. (2018). *Global status report on road safety 2018*. <https://apps.who.int/iris/rest/bitstreams/1164010/retrieve>

Résumé

Une voiture automatisée est capable d'adopter différents styles de conduite pendant qu'elle en assure l'activité. Elle peut, par exemple, adopter un Style de Conduite Automatisé [SCA] « dynamique », paramétré avec des accélérations importantes et de faibles distances de sécurité. À l'inverse, elle est capable d'adopter un SCA « défensif », paramétré avec des accélérations douces et des distances de sécurité importantes. En plus de ce type de paramétrage prédéfini, le SCA peut imiter le style de conduite de l'humain derrière le volant. Plusieurs études ont déjà montré que cette *personnalisation* du paramétrage du SCA peut être bénéfique pour l'expérience de l'humain, en améliorant par exemple son confort. Cette thèse s'inscrit dans la lignée de ces travaux, et trois études expérimentales ont été menées pour en aborder les limites. La première étude a permis de mieux comprendre les effets des variables contextuelles de l'activité de conduite, telles que les conditions météorologiques, sur l'expérience de l'humain pendant la conduite automatisée. La deuxième étude a permis d'observer dans quelle mesure ces variables contextuelles peuvent modérer les bénéfices de la personnalisation du paramétrage du SCA. Enfin, la troisième étude a permis de tester les potentiels effets bénéfiques de la personnalisation du paramétrage du SCA dans le contexte des niveaux intermédiaires d'automatisation de la conduite (niveaux 2-3 SAE). Les résultats obtenus mettent en évidence trois points majeurs : (1) pendant la conduite automatisée, et lors de la reprise du contrôle du véhicule, la personnalisation du paramétrage du SCA peut permettre d'améliorer l'expérience et la performance de l'humain ; (2) la pertinence de cette personnalisation dépend en partie du niveau de confiance à l'égard des voitures automatisées ; (3) afin de mieux comprendre l'impact des différents SCA sur l'humain, il est recommandé de prendre en considération les effets modérateurs que peuvent avoir les variables contextuelles de l'activité de conduite. De manière générale, les résultats mis en évidence au travers de cette thèse soulignent l'intérêt d'une approche ethnocentrée pour la conception des véhicules automatisés.

Mots clés : automatisation, conduite, expérience utilisateur, style de conduite, personnalisation

Abstract

An automated car can use different driving styles during operation. For example, it can adopt a "dynamic" Automated Driving Style [ADS], configured with high accelerations and low safety distances. Conversely, it can adopt a "defensive" ADS, configured with soft accelerations and large safety distances. In addition to this type of predefined setting, the ADS can mimic the driving style of the human behind the wheel. Several studies have already shown that this personalization of ADS settings can be beneficial to the human experience, e.g. by improving comfort. This thesis is a continuation of this line of research, and three experimental studies were conducted to address its limitations. The first study provided a better understanding of the effects of contextual variables of the driving activity, such as weather conditions, on the human experience during automated driving. The second study observed the extent to which these contextual variables may moderate the benefits of personalizing the ADS setting. Finally, the third study tested the potential beneficial effects of personalizing the ADS setting in the context of intermediate levels of driving automation (i.e., levels 2-3 SAE). The results of this thesis highlight three main points: (1) during automated driving, and when taking over control of the vehicle, personalizing ADS settings can improve the human experience and performance; (2) the relevance of this personalization depends in part on the level of trust in the automated cars; (3) in order to better understand the impact of different ADSs humans, it is recommended to take into account the moderating effects that contextual variables of the driving activity can have. In general, the results highlighted by this thesis underline the interest of an ethnocentric approach for the design of automated vehicles.

Keywords: automation, driving, user experience, driving style, personalization