



HAL
open science

Inférences prudentes dans des grilles d'occupation : planification de trajectoires de véhicules dans l'incertain

Sébastien Destercke, Véronique Cherfaoui, Marie-Hélène Masson, Hafida
Mouhagir, Sara Fakih

► To cite this version:

Sébastien Destercke, Véronique Cherfaoui, Marie-Hélène Masson, Hafida Mouhagir, Sara Fakih. Inférences prudentes dans des grilles d'occupation : planification de trajectoires de véhicules dans l'incertain. 27èmes Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2018), Nov 2018, Arras, France. pp.283-289. hal-01984890

HAL Id: hal-01984890

<https://hal.science/hal-01984890>

Submitted on 21 Jun 2021

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

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

Inférences prudentes dans des grilles d'occupation : planification de trajectoires de véhicules dans l'incertain

S. Destercke¹

V. Cherfaoui¹

M. Masson²

H. Mouhagir¹

S. Fakh¹

¹ Université de Technologie de Compiègne

² Université de Picardie Jules Verne

UMR CNRS 7253 Heudiasyc, Sorbonne Universités, Université de Technologie de Compiègne
CS 60319 - 60203 Compiègne cedex, France

Résumé :

La planification de trajectoires pour les véhicules autonomes se base généralement sur une représentation simplifiée de l'environnement comme les grilles d'occupation 2D. Ces grilles sont construites à partir de mesures de capteurs entâchées de beaucoup d'incertitudes (phénomènes d'occlusion, éloignement par rapport au capteur, etc). Cela signifie que l'information d'occupation peut être très incertaine et imprécise à certains endroits de la grille, comme très précise et fiable à d'autres endroits. Modéliser de manière fine cette information est donc essentiel pour décider de l'action optimale à choisir pour le véhicule. Cependant une modélisation fine implique le plus souvent un coût calculatoire élevé. Dans cet article, nous proposons un modèle de décision capable de représenter fidèlement les informations disponibles tout en fournissant des inférences efficaces de complexité fixe.

Mots-clés :

Grille d'occupation, modélisation des incertitudes, probabilités imprécises, planification de trajectoires.

Abstract:

Autonomous driving is usually performed using occupation grids representing the environment of a vehicle. Deriving information about occupation grids from sensor measurements often induce a lot of uncertainty, especially for grid elements that are occluded or far away from the vehicle. This means that occupancy information may be quite uncertain and imprecise at some places, while being very accurate at others. Modelling finely this occupancy information is essential to decide the optimal action the vehicle should take, but a refined modelling of uncertainty often implies a higher computational cost, a prohibitive feature for real-time application. In this paper, we propose a decision model that deal with complex uncertainty while providing efficient inférences with fixed complexity, meaning that with the proper hardware and implementation, they can be performed almost instantly.

Keywords:

Occupation grids, uncertainty modelling, imprecise probabilities, trajectory planning.

1 Introduction

La perception de l'environnement, la localisation, la planification de trajectoires et le contrôle sont au cœur des recherches pour les véhicules autonomes. La complexité de l'environnement et les incertitudes liées à la perception rend la tâche de planification très difficile. Dans [4], les auteurs utilisent l'approche POMDP (Processus de décision markovien partiellement observable) pour modéliser le processus de décision du véhicule en prenant en compte les incertitudes liées au positionnement du véhicule et aux occultations. L'inconvénient de cette méthode est son coût très important en temps de calcul, ce qui explique les vitesses très basses considérées lors des simulations.

Nous nous intéressons dans ce travail au développement d'une méthode de planification réactive basée sur une approche locale bien adaptée à l'évitement d'obstacle [5]. Le principe de cette méthode consiste à utiliser un ensemble d'antennes virtuelles appelées "tentacules" dans une grille d'occupation égo-centrée qui représente de manière très simplifiée l'environnement local avec le positionnement des obstacles s'ils existent. Les tentacules modélisent les trajectoires probables du véhicule durant une courte période et l'objectif est de choisir le meilleur tentacule en fonction de l'environnement. Cette méthode utilise des grilles binaires dans lesquelles l'état de chaque cellule est soit libre soit occupé. Pour intégrer les informations incertaines fournies par les

capteurs au cours du temps, on peut construire, selon le formalisme choisi, des grilles d'occupation probabilistes [2] ou évidentielles [6].

L'objectif de ce travail est d'étudier, dans la continuité des travaux proposés par [7] et [8] une méthode de décision permettant de choisir le meilleur tentacule à partir d'information incertaines contenues dans une grille d'occupation. Nous avons choisi d'utiliser le cadre des probabilités imprécises qui permet de représenter fidèlement l'information disponible et de proposer des inférences efficaces malgré la dimension de l'espace de décision. Dans le paragraphe suivant nous posons le problème de manière générale. Puis, dans le paragraphe 3, nous détaillons le modèle de décision proposé. L'approche est illustrée à chaque étape à l'aide d'exemples simples.

2 Position du problème

On suppose que l'on dispose d'une grille composée de cellules et que chaque cellule C peut être soit occupée (c), soit inoccupée ($\neg c$). Un exemple de grille est donné en Figure 1. On suppose qu'un véhicule perçoit son environnement grâce à des capteurs et que l'information sur le fait qu'une cellule est libre ou non est incertaine. Les probabilités imprécises [9] offrent un cadre théorique générique pour modéliser l'incertitude, incluant la plupart des modèles de gestion de l'incertain comme les probabilités classiques, les fonctions de croyance ou encore les distributions de possibilité. Dans un cas binaire tel que l'occupation d'une cellule C , tout modèle probabiliste imprécis se réduit à un intervalle $[\underline{p}(c), \bar{p}(c)]$, car on a $\underline{p}(\neg c) = 1 - \bar{p}(c)$. En particulier, on peut modéliser :

- l'occupation certaine : $[\underline{p}(c), \bar{p}(c)] = [1, 1]$;
- l'inoccupation certaine : $[\underline{p}(c), \bar{p}(c)] = [0, 0]$;
- l'incertitude totale : $[\underline{p}(c), \bar{p}(c)] = [0, 1]$.

Considérons maintenant un ensemble de cellules C_1, \dots, C_M . Ces cellules étant équivalentes à des variables booléennes, tout événement A relatif à ces cellules (par exemple "au moins une cellule est occupée", " k cellules

sont occupées") peut s'écrire comme une formule booléenne sous forme normale disjonctive (DNF). En particulier, tout événement peut s'exprimer sous la forme $A = \bigvee_{i=1}^j A_i$, où chaque $A_i = \bigwedge_{k \in A_i^+} c_k \bigwedge \bigwedge_{k \in A_i^-} \neg c_k$ est une conjonction des valeurs de cellules (A_i^+ représente l'ensemble des indices des variables positives, et A_i^- les indices des variables négatives). Quand l'incertitude sur l'occupation des cellules est exprimée à l'aide de probabilités précises, alors la probabilité d'un événement A devient

$$P(A) = P(\bigcup_{i=1}^j A_i) = \sum_{\mathcal{A} \subseteq \{A_1, \dots, A_j\}} -1^{|\mathcal{A}|} P(\bigcap_{A_i \in \mathcal{A}} A_i) \quad (1)$$

où la deuxième égalité applique simplement le principe d'inclusion-exclusion. La probabilité d'un élément conjonctif A est

$$P(A) = \prod_{k \in A_i^+} p(c_k) \prod_{k \in A_i^-} p(\neg c_k).$$

Faire des inférences sur une grille purement probabiliste, c'est à dire résoudre l'équation (1), reste une tâche relativement aisée. Cette tâche devient bien plus difficile lorsque les probabilités sont imprécises car il faut résoudre l'équation

$$\underline{P}(A) = \inf_{p(c) \in \{\underline{p}(c), \bar{p}(c)\}} P(A) \quad (2)$$

pour trouver la borne inférieure de probabilité d'un événement A , ce qui est en général NP-difficile (si m est le nombre total de cellules dans la grille, il faut tester 2^m combinaisons). La borne supérieure peut être trouvée de la même manière, en remplaçant inf par sup. Cela signifie que raisonner sur une grille entière pour des événements quelconques est prohibitif d'un point de vue computationnel pour des applications temps-réel. Dans cet article, nous proposons un modèle de décision pour la planification, maniant des types particuliers d'événements qui rendent les calculs faisables, dans le sens où la borne (2) peut être calculée en

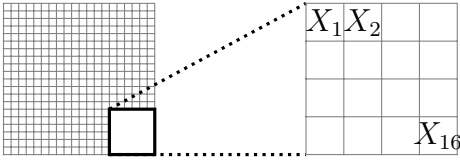


Figure 1 – Une grille d’occupation et les cellules d’une métagrille Y_1

temps linéaire par rapport au nombre de cellules considérées.

Dans la suite de cet article, nous allons nous intéresser à des sous-parties de la grille d’occupation, que nous appellerons métagrilles. De telles métagrilles décrivent les positions successives d’un véhicule le long d’une possible trajectoire. On considère qu’une métagrille est constituée de n cellules notées X_1, \dots, X_n (16 dans la Figure 1), et qu’un trajet possible pour un véhicule est constitué de k métagrilles Y_1, \dots, Y_k .

3 Le modèle de décision

Le modèle de décision que nous proposons procède en trois étapes :

- Pour chaque métagrille Y_i , on calcule la probabilité (imprécise) qu’au moins une des cellules qui la composent soit occupée : on obtient des bornes de probabilité $[\underline{p}(y_i), \bar{p}(y_i)]$ correspondant au fait de pouvoir traverser Y_i .
- On calcule ensuite les probabilités inférieures et supérieures de k événements mutuellement exclusifs F_1, \dots, F_k que le véhicule puisse rouler jusqu’à la i ème métagrille, c’est à dire $F_i = \bigwedge_{j=1}^i \neg y_j \wedge y_i$ (y_i est la première métagrille non autorisée).
- Enfin, on choisit la trajectoire qui obtient la meilleure récompense, ou bien on choisit de freiner si toutes les premières métagrilles sont occupées.

Pour chacune de ces étapes, nous donnons des outils d’inférence dont la complexité calculatoire est fixe et linéaire par rapport au nombre d’états.

3.1 Inférence sur une métagrille

La première inférence que nous voulons faire est celle de savoir, pour chaque métagrille, si au moins l’une de ses cellules est occupée puisque cela suffit pour déclarer la métagrille non navigable pour un véhicule. En pratique cela revient à évaluer les bornes de probabilité de l’événement

$$M = x_1 \vee x_2 \vee \dots \vee x_n.$$

Un des avantages de cet événement est qu’il satisfait la contrainte de monotonie, c’est à dire qu’il ne peut devenir faux si l’une des variables passe de la valeur $\neg x_i$ à x_i . On peut donc calculer $P(M)$ en fixant $p(x_i) = \underline{p}(x_i)$. Cependant, il faut noter que la forme $x_1 \vee x_2 \vee \dots \vee x_n$ ne rend pas les calculs faciles car toutes les paires d’éléments de la disjonction ont une intersection non vide, ce qui signifie que l’équation (1) contient un nombre de termes qui croît factoriellement avec n . Pour contourner ce problème, on peut exprimer M comme une disjonction d’événements incompatibles (en utilisant par exemples les diagrammes de décision binaires [1]) :

$$M = x_1 \vee (\neg x_1 \wedge x_2) \vee (\neg x_1 \wedge \neg x_2 \wedge x_3) \dots \vee (\bigwedge_{i=1}^{n-1} \neg x_i \wedge x_n)$$

L’événement M est composé de n conjonctions disjointes par paires, ce qui signifie que l’on obtient la borne inférieure de probabilité comme une somme de n éléments :

$$\underline{P}(M) = \sum_{i=1}^n \left(\underline{p}(x_i) \prod_{j=1}^{i-1} \bar{p}(\neg x_j) \right).$$

On obtient de manière similaire la borne supérieure $\bar{P}(M)$, en inversant les bornes sur $p(x_i)$ dans l’équation. Les bornes $[\underline{P}(M^c), \bar{P}(M^c)]$ sur l’événement M^c = “aucune des cellules de la métagrille n’est occupée” peuvent être obtenues par simple complémentation.

Exemple 1. *Considérons une métagrille constituée de 4 cellules dont les intervalles de*

	C_1	C_2	C_3	C_4
$\underline{p}(c_i)$	0.2	0.1	0	0.6
$\overline{p}(c_i)$	0.2	1	0.1	0.7

Tableau 1 – Exemple 1 : une métagrille de 4 cellules

probabilité d'occupation sont donnés dans le tableau 1.

On a dans ce cas :

$$\begin{aligned} \underline{P}(M) &= \underline{p}(c_1) + \underline{p}(c_2)\overline{p}(\neg c_1) \\ &\quad + \underline{p}(c_3)\overline{p}(\neg c_1)\overline{p}(\neg c_2) \\ &\quad + \underline{p}(c_4)\overline{p}(\neg c_1)\overline{p}(\neg c_2) + \overline{p}(\neg c_3). \end{aligned}$$

Sachant que $\overline{p}(\neg c_i) = 1 - \underline{p}(c_i)$ on obtient avec les valeurs numériques :

$$\begin{aligned} \underline{P}(M) &= 0.2 + 0.1(1 - 0.2) \\ &\quad + 0(1 - 0.2)(1 - 0.1) \\ &\quad + 0.6(1 - 0.2)(1 - 0.1)(1 - 0) = 0.712 \end{aligned}$$

De même,

$$\begin{aligned} \overline{P}(M) &= \overline{p}(c_1) + \overline{p}(c_2)\underline{p}(\neg c_1) \\ &\quad + \overline{p}(c_3)\underline{p}(\neg c_1)\underline{p}(\neg c_2) \\ &\quad + \overline{p}(c_4)\underline{p}(\neg c_1)\underline{p}(\neg c_2) + \underline{p}(\neg c_3). \end{aligned}$$

D'où :

$$\begin{aligned} \overline{P}(M) &= 0.2 + 1(1 - 0.2) \\ &\quad + 0.1(1 - 0.2)(1 - 1) \\ &\quad + 0.7(1 - 0.2)(1 - 1)(1 - 0.1) = 1, \end{aligned}$$

soit un intervalle de probabilité de $[0.712, 1]$, ce qui tendrait à prouver que la métagrille est non navigable. Notons que la borne supérieure est égale à 1, ce qui est normal car il est totalement plausible que la deuxième cellule soit occupée.

3.2 Inférences le long d'une trajectoire

Comme expliqué dans le paragraphe précédent, chaque métagrille Y_i est assimilée à une variable binaire telle que

$[p(y_i), \overline{p}(y_i)] = [\underline{P}(M), \overline{P}(M)]$. Il semble raisonnable de demander que l'ensemble des cellules soient inoccupées pour qu'une métagrille soit navigable, les cellules individuelles étant généralement de petite taille. Après avoir fait des inférences sur les k métagrilles Y_i qui composent une trajectoire, si l'on dispose de plusieurs trajectoires possibles, il faut maintenant pouvoir choisir le meilleur chemin à emprunter. Une première étape consiste à évaluer la longueur du trajet que l'on peut parcourir le long d'une trajectoire. Plus ce chemin sera long, plus la trajectoire semblera valable. Pour cela, nous proposons de calculer les bornes de probabilité des événements consécutifs F_i ="la i ème métagrille du trajet est la première grille non navigable", en d'autres termes,

$$F_i = \bigwedge_{j=1}^{i-1} \neg y_j \wedge y_i.$$

L'événement F_i étant exprimé comme un produit Cartésien des sous-espaces $\{y_i, \neg y_i\}$, on a, dans le cas probabiliste,

$$P(F_i) = p(y_i) \prod_{j=1}^{i-1} p(\neg y_j).$$

Obtenir les bornes de cette probabilité est simple, car tous les termes sont indépendants. Il suffit de minimiser chacun d'entre eux. On aboutit donc à :

$$\underline{P}(F_i) = \underline{p}(y_i) \prod_{j=1}^{i-1} \underline{p}(\neg y_j) \quad (3)$$

et de façon similaire à $\overline{P}(F_i)$, en inversant les bornes. Calculer ces bornes met en jeu au plus k produits.

Exemple 2. Considérons maintenant une trajectoire composée de 4 métagrilles dont les probabilités d'être occupées sont données dans le tableau 2.

Ces valeurs peuvent correspondre à la situation suivante : les 2 premières métagrilles sont navigables, le capteur détecte ensuite un obstacle

	M_1	M_2	M_3	M_4
$\underline{P}(y_i)$	0.1	0.3	0.712	0
$\overline{P}(y_i)$	0.2	0.5	1	1

Tableau 2 – Exemple 2 : une trajectoire avec 4 métagrilles

	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5
$\underline{P}(F_i)$	0.1	0.24	0.28	0	0
$\overline{P}(F_i)$	0.2	0.45	0.63	0.18	0.18

Tableau 3 – Exemple 2 : calcul des bornes pour les F_i

sur la troisième métagrille puis ne voit rien sur la dernière en raison d'une occultation. On a :

$$F_1 = y_1 \times \{y_2, \neg y_2\} \times \{y_3, \neg y_3\} \times \{y_4, \neg y_4\}$$

$$F_2 = \neg y_1 \times y_2 \times \{y_3, \neg y_3\} \times \{y_4, \neg y_4\}$$

$$F_3 = \neg y_1 \times \neg y_2 \times y_3 \times \{y_4, \neg y_4\}$$

$$F_4 = \neg y_1 \times \neg y_2 \times \neg y_3 \times y_4$$

$$F_5 = \neg y_1 \times \neg y_2 \times \neg y_3 \times \neg y_4$$

En utilisant la formule 3, on calcule facilement les bornes de probabilité de ces 5 événements. Elles sont données dans le tableau 3.

Il faut noter que les événements F_1, \dots, F_{k+1} , avec $F_{k+1} = \bigwedge_{j=1}^k \neg y_j$ forment une partition de l'espace $\prod_{i=1}^k \{y_i, \neg y_i\}$, ils peuvent donc être interprétés comme des atomes d'un algèbre Booléen. Cela signifie en particulier que les intervalles

$$[\underline{P}(F_i), \overline{P}(F_i)], i = 1, \dots, k + 1$$

peuvent être interprétés comme un modèle spécifique de probabilités imprécises (spécifiant des bornes sur les singletons) [3]. Ce point sera utile pour les calculs d'utilité nécessaires pour décider quelle trajectoire emprunter.

3.3 Choix de la meilleure trajectoire

On suppose qu'on a le choix entre plusieurs trajectoires τ composées chacune de k métagrilles. Pour choisir la meilleure trajectoire, nous proposons d'utiliser une fonction d'utilité qui va quantifier le fait qu'une trajectoire soit plus ou moins navigable. Cette utilité est définie sur la base des événements F_i .

Une première remarque porte sur le constat que les états $F_i, i = 1, \dots, k + 1$ de notre espace de décision sont naturellement ordonnés, dans le sens où le fait que F_i se produise (la i ème métagrille est occupée) rend la trajectoire moins intéressante que la réalisation de l'événement F_{i+1} . Cela signifie que la fonction d'utilité associé à ces états est une fonction croissante, c'est à dire que l'on doit avoir $u(F_i) \leq u(F_{i+1})$. Dans le cas de probabilités précises (on dispose d'une valeur précise $P_j(F_i)$ pour chaque élément de la trajectoire τ_j), la valeur d'une trajectoire est calculée comme l'utilité espérée :

$$\mathbb{E}(\tau_j) = \sum_{i=1}^{k+1} P_j(F_i) u(F_i).$$

Si les probabilités $P_j(F_i)$ deviennent imprécises et sont simplement connues pour appartenir à un intervalle $[\underline{P}_j(F_i), \overline{P}_j(F_i)]$, cette espérance devient un intervalle pour chaque trajectoire τ_j . Etant donné que notre modèle d'incertitude s'exprime sous forme d'intervalles sur des singletons, les probabilités inférieures et supérieure induites sont 2-monotones et donc on peut calculer les espérances inférieure et supérieure de chaque trajectoire grâce à une intégrale de Choquet. De plus, les utilités étant toujours ordonnées de la même façon, calculer les bornes d'espérance est simple car on a :

$$\underline{\mathbb{E}}(\tau_j) = \sum_{i=1}^{k+1} (u(F_i) - u(F_{i-1})) \underline{P}(\{F_i, \dots, F_{k+1}\}),$$

et

$$\overline{\mathbb{E}}(\tau_j) = \max\left(\sum_{l=i}^{k+1} \underline{p}(F_l), 1 - \sum_{l=1}^{i-1} \overline{p}(F_l)\right),$$

$u(F_0)$	$u(F_1)$	$u(F_2)$	$u(F_3)$	$u(F_4)$	$u(F_5)$
0	-20	-10	0	10	20

Tableau 4 – Exemple 2 suite : valeurs d'utilité

avec $u(F_0) = 0$ par convention. De même

$$\bar{\mathbb{E}}(\tau_j) = \sum_{i=1}^{k+1} (u(F_i) - u(F_{i-1})) \bar{P}(\{F_i, \dots, F_{k+1}\}),$$

et

$$\bar{P}(\{F_i, \dots, F_{k+1}\}) = \min\left(\sum_{l=i}^{k+1} \bar{p}(F_l), 1 - \sum_{l=1}^{i-1} p(F_l)\right).$$

Exemple 3. *Considérons les valeurs d'utilité, réparties de manière linéaire, données dans le tableau 4. On a choisi de placer des utilités négatives dans les deux premières métagrilles pour représenter une situation avec une distance de sécurité d'au moins deux métagrilles. Si l'on calcule les bornes inférieure et supérieure d'utilité pour la trajectoire de l'exemple 2, on trouve $[-8.5; 1]$.*

Comme chaque trajectoire est caractérisée par une espérance inférieure et supérieure, on peut construire un ordre partiel sur les trajectoires : on dira qu'une trajectoire τ_j est meilleure qu'une trajectoire τ_k ($\tau_j \succ \tau_k$) si et seulement si $\underline{\mathbb{E}}(\tau_j) > \bar{\mathbb{E}}(\tau_k)$. On obtient par ce moyen un ensemble de trajectoires non dominées :

$$T^* = \{\tau_j \mid \nexists \tau_k \text{ tel que } \tau_k \succ \tau_j\}$$

Si cet ensemble comporte plus d'une trajectoire, et que l'on doit faire le choix d'une unique trajectoire, plusieurs stratégies de décision sont envisageables. Il est possible de reporter la décision en attendant des informations complémentaires sur la zone navigable. Il est également possible d'intégrer d'autres critères dans le processus de décision comme la proximité de la trajectoire par rapport à une trajectoire de référence ou bien encore, comme le fait de privilégier une manoeuvre de doublement par la gauche. Enfin, il est aussi possible

$\underline{\mathbb{E}}(\tau_j)$	-8.5	5	-5	6
$\bar{\mathbb{E}}(\tau_j)$	1	10	3	8

Tableau 5 – Exemple 3 : choix d'un trajet

d'opter pour une stratégie pessimiste consistant à retenir la meilleure trajectoire dans le pire des cas, c'est à dire la trajectoire associée à l'utilité inférieure la plus haute.

Exemple 4. *Supposons que l'on dispose de 4 trajectoires possibles et que les espérances inférieures et supérieures d'utilité de ces trajectoires soient données dans le tableau 5. Il y a deux éléments maximaux dans l'ordre partiel induit par les intervalles (τ_2 et τ_4). Une attitude pessimiste conduirait à choisir τ_4 car la borne inférieure est la plus élevée.*

4 Conclusion

Dans cet article, nous avons montré comment réaliser des inférences prudentes pour la planification de trajectoires de véhicules à partir d'informations incertaines fournies sous forme de grilles d'occupation. Le modèle proposé permet de représenter fidèlement l'information disponible et la complexité calculatoire est maîtrisée grâce à la manipulation d'événements particuliers de l'espace de décision. Nous avons montré sur quelques exemples simples l'intérêt de l'approche proposée. L'étape suivante consiste à tester la méthode sur des grilles évidentielles d'occupation construites à partir de mesures Lidar sur le véhicule plateforme du laboratoire.

Références

- [1] R. E. Bryant. Symbolic boolean manipulation with ordered binary-decision diagrams. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 24(3) :293–318, 1992.
- [2] C. Coue, C. Pradalier, C. Laugier, T. Fraichard, and P. Bessiere. Bayesian occupancy filtering for multitarget tracking : an auto-

motive application. *The International Journal of Robotics Research*, 25(1), pp. 19-30, 2006.

- [3] L.M. de Campos, J.F. Huete, and S. Moral. Probability intervals : a tool for uncertain reasoning. *I. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 2 :167–196, 1994.
- [4] T. Gindele, S. Brechtel, and R. Dillmann. Learning driver behavior models from traffic observations for decision making and planning. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, pp. 69–79, 2015.
- [5] F. Hundelshausen, M. Himmelsbach, F. Hecker, A. Mueller, and H.-J. Wuensche. *Driving with Tentacles - Integral Structures for Sensing and Motion*, pages 393–440. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [6] J. Moras, V. Cherfaoui, and P. Bonnifait. Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments. *IEEE International Conference In Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 84-89, 2011.
- [7] H. Mouhagir, V. Cherfaoui, R. Talj, F. Aioun, and F. Guillemard. Using Evidential Occupancy Grid for Vehicle Trajectory Planning Under Uncertainty with Tentacles. In *IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation (ITSC 2017)*, Yokohama, Japan, October 2017.
- [8] H. Mouhagir, R. Talj, V. Cherfaoui, F. Aioun, and F. Guillemard. Trajectory planning for autonomous vehicle in uncertain environment using evidential grid. In *20th IFAC World Congress (IFAC WC 2017)*, volume 50, pages 12545–12550, Toulouse, France, July 2017.
- [9] P. Walley. *Statistical reasoning with imprecise Probabilities*. Chapman and Hall, New York, 1991.