

Sélection des données et regard critique sur le résultat dans le cadre de la localisation de véhicules

Claude AYNAUD¹, Coralie BERNAY-ANGELETTI¹, Romuald AUFRÈRE^{1,2}, Christophe DEBAIN³, Roland CHAPUIS¹

¹Institut Pascal, UMR 6602 CNRS / UBP / IFMA

²Limos, UMR 6158 CNRS / UBP

³Irstea

Campus des Cézeaux, 63171 Aubière Cedex, France

{prenom.nom}@univ-bpclermont.fr, christophe.debain@irstea.fr

Résumé – Cet article présente une nouvelle méthode de localisation d’un véhicule dans son environnement à l’aide d’éléments géoréférencés. Le processus de localisation mis en place n’est plus passif comme traditionnellement vis-à-vis des données capteurs mais sélectionne lui-même les capteurs et les détecteurs qui lui sont le plus utiles vis-à-vis de l’estimation de sa position dans la carte, de sa précision actuelle et de la précision désirée. Il reste également critique vis-à-vis des données reçues et évalue à tout instant leur crédibilité, se permettant, si besoin est, de remettre en cause ses observations.

Abstract – In this paper, a new localization vehicle process based on natural landmarks detection is proposed. Our system is no longer passive towards sensors but selects itself the most useful sensors and detectors taking into account this actual localization, actual accuracy and desired accuracy. In the same time, this process computes confidence in received data, evaluates their credibility and is capable of removing false observations.

1 Contexte

Depuis de nombreuses années, la communauté scientifique travaille sur la localisation de véhicules (voir par exemple [10]). Dans cette optique, deux grandeurs sont importantes : la précision et l’intégrité¹. Ces grandeurs ne peuvent être garanties pour un coût raisonnable avec uniquement des capteurs GPS, tant au niveau de la précision que de l’intégrité [5]. Il est donc nécessaire de s’orienter vers d’autres voies visant à combiner plusieurs sources d’informations. En effet, les méthodes généralement développées pour la localisation de véhicules se focalisent sur un type de capteur particulier comme le télémètre ou la caméra. Ces méthodes n’exploitent pas la possibilité de fusionner les données fournies par ces différents types de capteurs qui proposent pourtant des informations souvent complémentaires.

Afin d’obtenir une précision de localisation satisfaisante, une méthode souvent utilisée est la perception d’objets de l’environnement, nommés amers². Le principal problème soulevé dans ce type d’approche [10] est celui de l’association de données, c’est-à-dire associer une détection perçue avec l’objet réel. En contrepartie, ce type d’approche peut être efficace et nécessite peu de calculs. Plusieurs façons de remédier à ce problème d’association existent. Dans [3], des amers actifs émetteurs sont utilisés, chacun d’entre eux possédant un moyen d’identification unique. Dans le cas des amers actifs, le principal inconvénient est la nécessité d’équiper l’environnement. En utilisant une approche basée exclusivement sur des amers naturels, la localisation d’un véhicule sera moins contraignante

vis-à-vis de l’environnement. Dans ce cas, les mauvaises associations de données peuvent être nombreuses et nécessitent un traitement adapté. Certaines méthodes populaires comme le filtre à particules [8] [4] propagent à chaque instant plusieurs hypothèses d’association de données et donc de localisation. L’inconvénient de ce type de méthodes est le coût calculatoire.

Cet article³ propose une méthode pour la localisation de véhicules en environnement naturel où les capteurs, les détecteurs et les amers sont choisis en fonction de leur pertinence et de leur apport informationnel en matière de précision et/ou d’intégrité. Suivant l’environnement et les capteurs disponibles, le système agira différemment en s’adaptant au mieux à chaque situation.

2 Approche proposée

2.1 Principe

Pour atteindre son objectif de localisation, le système dispose notamment d’une carte de l’environnement répertoriant différents amers géolocalisés (arbres, murs, routes, etc.) et leurs caractéristiques. L’application sélectionne puis détecte les objets de son environnement et fusionne les données recueillies via un filtre de Kalman étendu. Ce processus est un processus top-down similaire à celui mis en place dans [1] ou [2] dans un tout autre contexte (reconnaissance d’objets dans une image). Dans ces publications, le but recherché est la détection d’un objet dans une image en utilisant au mieux toutes les informations a priori disponibles de la scène. Dans le cadre de la localisation de véhicules, le calcul du critère a été modifié,

1. Intégrité : Le système est intègre quand la position réelle du véhicule appartient à l’espace d’incertitude autour de la position estimée

2. Amer : point de repère fixe et identifiable, dans notre cas ce peut être par exemple des arbres ou des murs présents dans notre environnement

3. Ce travail a bénéficié d’une aide de l’État gérée par l’Agence Nationale de la Recherche au titre du programme « Investissements d’avenir », d’une aide de l’Union Européenne (Fonds Européens de Développement Régional –FEDER- de la région Auvergne) et d’une aide de la Région Auvergne dans le cadre du LabEx IMobS3 (ANR-10-LABX-16-01).

notamment par l'introduction d'un réseau bayésien permettant une plus grande souplesse et une meilleure appréhension de la méthode. La problématique est alors la suivante : dans une configuration donnée, quel amer le véhicule doit-il essayer de détecter afin de répondre au mieux aux objectifs ? Une fois la détection demandée, comment interpréter le résultat retourné par le détecteur ?

Le processus global est représenté par le schéma de la figure 1. A un instant t donné, une certaine estimation de la position du véhicule est disponible. Pour cette position, le processus doit déterminer si, en vue de l'objectif de localisation fixé, il est utile de percevoir l'environnement et si oui quel est le meilleur triplet perceptif (un amer, un détecteur, et un capteur, voir 2.2) parmi tous ceux disponibles. Une fois le choix du triplet effectué, le système sollicite alors le capteur concerné et lance le processus de détection. Dès que ce processus de détection est réalisé, une mise à jour de la position et de la confiance⁴ associée est réalisée. Dans le cadre de cet article, nous nous focalisons sur le choix du triplet perceptif et sur le calcul de la confiance qui constituent le cœur de notre système.

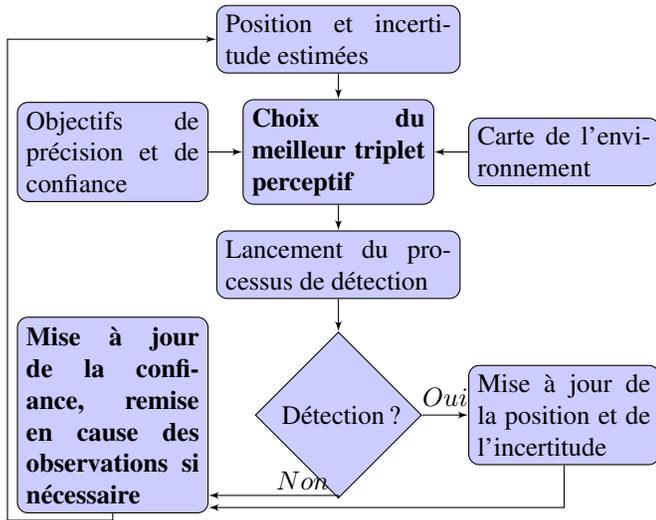


FIGURE 1 – Processus d'observation de l'environnement à un instant donné

2.2 Le triplet perceptif

2.2.1 Définition et utilité du triplet

On utilise ici la notion de *triplet perceptif* telle qu'elle est définie dans [9]. Un triplet perceptif est constitué d'un amer, d'un détecteur et d'un capteur. L'amer est typique de notre environnement, le capteur est typique de notre véhicule (positionnement sur le véhicule, portée, résolution, ...), et le détecteur est typique de notre application. Le triplet perceptif intègre donc beaucoup plus d'informations qu'un amer seul. Pour pouvoir sélectionner avec soin le meilleur triplet perceptif, un

4. Confiance : Probabilité que la position vraie du véhicule soit comprise dans l'intervalle donné par l'incertitude de la position estimée, soit la probabilité d'être intègre

objectif est défini. Ici l'objectif est d'atteindre une précision donnée (par exemple 10 cm) ainsi qu'une grande confiance dans notre estimation. Certains triplets par exemple ne sont pas souhaitables dans des configurations particulières, parce qu'ils n'améliorent pas notre estimation ou parce que l'amer est difficilement observable avec ce capteur. Pour toutes ces raisons,

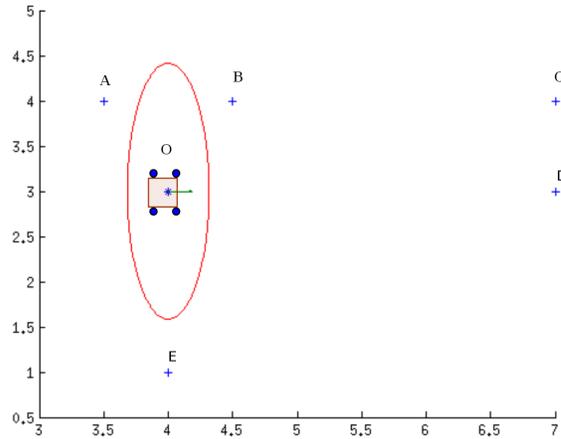


FIGURE 2 – Exemple de scénario

une première étape de sélection est réalisée. Sur la figure 2, une illustration de ce principe est présentée. Un véhicule est positionné au point O avec une incertitude de position représentée par l'ellipse rouge et différents amers (points A, B, C, D et E). Le véhicule est orienté vers la droite et possède ici un capteur lui permettant d'avoir un angle de vue de -90 à 90 degrés (il "voit" donc tout ce qui se trouve devant lui). Pour l'exemple, nous considérons ici que le véhicule ne possède qu'un seul capteur et un seul détecteur, les triplets perceptifs peuvent donc se réduire ici aux amers puisque ce sont les seuls objets discriminants. Chacun de ces amers possède des avantages et inconvénients vis-à-vis de l'objectif. Le système est ici capable de détecter la distance d du véhicule aux amers. Quand un amer est détecté, il est alors possible de dire qu'il se trouve dans la zone d'intersection d'un cercle de rayon d centré sur l'amer et de sa zone d'incertitude. Les points B, C ou D sont ceux qui sont le plus facilement observables mais, de par l'orientation de l'ellipse d'incertitude les points C et D sont ceux qui améliorent le moins la précision. Le point E est celui qui améliorerait le mieux la précision du véhicule, mais il a très peu de chances d'être observable. Finalement, l'amer B est celui qui offre le meilleur compromis et qui doit être choisi par le système.

Pour sélectionner ce triplet, nous calculons un critère qui combine à la fois la précision que cela va apporter sur la localisation et l'impact sur la confiance. Le critère C retenu est le suivant :

$$C = P_p \times P(db) \quad (1)$$

où :

- P_p est la précision que l'amer concerné va nous apporter par rapport à notre objectif de précision ;
- $P(db)$ est la probabilité de réaliser une bonne détection,

c'est-à-dire de détecter effectivement l'amer recherché.

Ce critère nous offre ainsi un compromis entre la meilleure précision possible et le triplet le plus facilement détectable.

2.2.2 Critère de précision

P_p sera donné par :

$$P_p = \int_I \mathcal{N}(X_{k+1}, \mathbf{C}_{k+1}) dX \quad (2)$$

où :

- I est l'intervalle de précision que nous désirons
- X_{k+1} est notre vecteur d'état (qui ici contient la position et l'orientation du véhicule)
- \mathbf{C}_{k+1} est la matrice de covariance de notre état, soit notre imprécision.

P_p sera donc un objectif de précision comme la localisation à ± 10 cm près. Le choix du triplet se fera donc en fonction de celui qui nous amènera le plus près possible de la précision désirée.

Pour calculer le terme P_p , il faut déterminer quelle sera la précision obtenue après détection. La fusion des informations est réalisée par un filtre de Kalman étendu, ce qui nous donne les équations permettant de calculer la précision espérée.

Les étapes suivantes sont réalisées pour le calcul de P_p :

1. Calcul de la valeur de la matrice de covariance \mathbf{C}_{k+1} lorsque l'amer aura été détecté. Cette opération nécessite la prise en compte de la covariance $\Sigma_{k+1|k+1}$ des paramètres de la détection. On aura :

$$\mathbf{C}_{k+1} = (\mathbf{I}_{n \times n} - K_{k+1}\mathbf{J})\mathbf{C}_k \quad (3)$$

avec $K_{k+1} = \mathbf{C}_k \mathbf{J}^T (\mathbf{J} \mathbf{C}_k \mathbf{J}^T + \Sigma_{k+1|k+1})^{-1}$ et \mathbf{J} la jacobienne de la fonction permettant de passer de la position du véhicule aux paramètres de la détection.

2. Calcul de la probabilité pour que le vecteur X_{k+1} appartienne à l'intervalle I . Étant donné que l'estimation optimale de X au niveau $k+1$ sera X_{k+1} , il s'agira ici de déterminer la probabilité pour X d'appartenir à l'intervalle I centré sur X_{k+1} :

$$P_p = \int_{-\frac{I}{2}}^{\frac{I}{2}} \mathcal{N}(0, \mathbf{C}_{k+1}) dX \quad (4)$$

On notera que le calcul de cette intégrale n'est pas forcément simple dans le cas où l'intervalle I n'est pas "rectangulaire" (c'est-à-dire dans le cas où les grandeurs sont liées). Pour éviter ce problème on définit l'intervalle I comme non plus un intervalle uniforme mais comme un intervalle gaussien :

$$I = \exp\left(-\frac{1}{2}(X - X_{k+1})\mathbf{C}_I^{-1}(X - X_{k+1})^T\right) \quad (5)$$

Avec \mathbf{C}_I : matrice de covariance définissant l'objectif à atteindre dans l'espace des paramètres. Le critère P_p devient :

$$P_p = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{I} \mathcal{N}(X_{k+1}, \mathbf{C}_{k+1}) dX \quad (6)$$

Soit après calcul :

$$P_p = \frac{1}{|\mathbf{C}_I^{-1}\mathbf{C}_{k+1} + \mathbf{I}_{n \times n}|} \quad (7)$$

2.2.3 Probabilité de réaliser une bonne détection

La probabilité de réaliser une bonne détection est calculée à l'aide d'un réseau bayésien [6].

Pour cela, les événements suivants sont définis :

- O_k le système est intègre à l'instant k ;
- zo l'amer recherché est observable ;
- d_k le détecteur a renvoyé un résultat positif ;
- db le détecteur a détecté le bon amer.

Le réseau bayésien permettant de prendre en compte ces différents événements dans le calcul de $P(db)$ est visible sur la figure 3. A cette étape, seul $P(O_k)$ est connu, tous les autres états sont cachés.

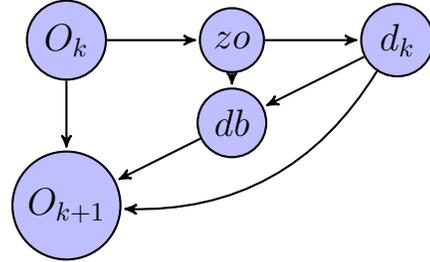


FIGURE 3 – Réseau bayésien décrivant notre système

Ainsi, si nous sommes déjà précis au millimètre près alors que notre objectif est de 10 centimètres, le triplet choisi sera celui qui améliorera le plus notre confiance. Inversement, si nous avons une très grande confiance dans notre estimation mais une faible précision alors c'est l'apport en précision qui aura la plus grande influence.

Le choix du triplet permet de mieux atteindre notre objectif de précision et de confiance. Il permet en outre d'améliorer le Rapport Signal sur Bruit lors de la détection, car on peut se focaliser sur la zone de l'espace capteur où se trouve la signature de l'amer recherché. Il permet également de faire une économie énergétique, un capteur n'est sollicité que lorsqu'il est utile.

2.3 Mise à jour

Une fois le triplet sélectionné, le processus de détection est enclenché. Si la détection renvoie un résultat, la position est mise à jour à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. La confiance est également mise à jour.

Mise à jour de la confiance A chaque essai de détection, la probabilité d'être réellement dans la zone d'incertitude de la position estimée (c'est-à-dire d'être intègre) est tenue à jour. Cette mise à jour est effectuée grâce au réseau bayésien (figure 3). En effet, à cette étape l'événement d_k n'est plus caché, et cela nous permet d'intégrer le résultat correspondant dans le réseau bayésien (ce qui signifie mettre $P(d_k)$ à 1 si quelque chose a été détecté, 0 sinon).

Remise en cause des observations Le fait de pouvoir remettre en cause les observations est crucial. En effet, à chaque instant une seule hypothèse de positionnement est retenue contrairement à une localisation basée sur un filtre à particules [7]. Il est donc impératif d'avoir un œil critique sur cette hypothèse et d'être capable de la remettre en cause. La mise à jour de la confiance permet de remettre en cause l'intégrité et donc de

prendre la décision de remettre en cause les observations antérieures. Cela permet entre autres de remédier à des problèmes liés :

- à l’environnement (mauvaises conditions de visibilité, densité importante d’amers et donc risque de les confondre...);
- aux capteurs (capteurs défectueux par exemple);
- aux détecteurs (détecteurs non performants dans cette situation, défauts non encore détectés, robustesse face au bruit, ...).

Le processus de remise en cause est décrit dans l’algorithme 1.

Dans cet algorithme, un seuil intervient. Ce seuil est déterminé par l’objectif de confiance fixé au début, plus il est important d’avoir une confiance élevée, plus ce seuil sera haut.

Algorithme 1 Remise en cause des observations

```

si  $db == 1$  alors
  passage à l’étape k+2
sinon si  $P(O_{k+1}) > seuil$  alors
  passage à l’étape k+2
sinon si Le dernier amer détecté n’avait pas de voisins alors
  Suppression du mauvais appariement, repropagation de
  l’état d’avant cet appariement
sinon
  Association de l’ancienne détection avec le premier voisin
  Propagation du nouvel état
fin si

```

3 Résultats

Pour appliquer ces principes, un simulateur indépendant a été utilisé. Dans ce simulateur, il est possible de créer notre propre environnement et de simuler un véhicule équipé de différents capteurs. Il est ainsi possible de comparer la trajectoire estimée avec la trajectoire réelle (figure 4). Le véhicule est ici équipé d’un télémètre laser, et de capteurs odométriques⁵. Les amers utilisés sont des colonnes ou des murs. Le point de départ est marqué par le rond noir. Les deux principes proposés améliorent de façon individuelle la localisation mais ils montrent toute leur efficacité lorsqu’ils sont utilisés conjointement.

4 Conclusion

Les premiers résultats de cette méthode sont prometteurs et permettent d’envisager le développement de la méthode dans des conditions moins favorables afin de tester la robustesse du système. Grâce au réseau bayésien, l’environnement pourra être pris en compte de manière plus fine, permettant d’intégrer d’autres événements tels l’occlusion d’amers, la présence d’amers non géoréférencés, ...

Références

[1] Coralie Bernay-Angeletti, Claude Aynaoud, Romuald Aufrère, and Roland Chapuis. Stratégie de perception active pour l’interprétation de scènes : Application à une scène routière. *ORASIS*, 2013.

5. Mesurent les déplacements des roues, ne suffisent pas seuls pour la localisation car ils dérivent au cours du temps

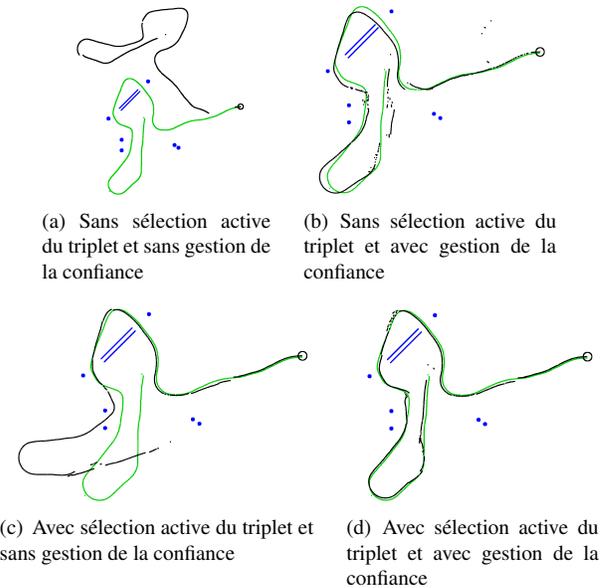


FIGURE 4 – Résultats (vert : trajectoire réelle du véhicule, noir : trajectoire estimée du véhicule, bleu : amers de la carte)

[2] Roland Chapuis, Frederic Chausse, and Noel Trujillo. Progressive focusing : A top down attentional vision system. In *ISVC (1)'08*, pages 468–477, 2008.

[3] Leonimer Flávio de Melo, João Mauricio Rosário, and Almiro Franco da Silveira Junior. Mobile robot indoor autonomous navigation with position estimation using rf signal triangulation. *Positioning*, 4 :20–35, 2013.

[4] A Dean, R Martini, and S Brennan. Terrain-based road vehicle localisation using particle filters. *Vehicle System Dynamics*, 49(8) :1209–1223, 2011.

[5] Olivier Le Marchand. *Approche autonome pour la localisation et la surveillance de l’intégrité d’un véhicule automobile en environnement complexe*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne, 2010.

[6] Kevin Patrick MURPHY. *Dynamic Bayesian Networks : Representation , Inference and Learning*. PhD thesis, University of California, Berkeley, 2002.

[7] I. Rekleitis, G. Dudek, and E. Milios. Probabilistic cooperative localization and mapping in practice. In *Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA '03. IEEE International Conference*, volume 2, pages 1907 – 1912 vol.2, sept. 2003.

[8] Ioannis M Rekleitis. A particle filter tutorial for mobile robot localization. *Centre for Intelligent Machines, McGill University, Tech. Rep. TR-CIM-04-02*, 2004.

[9] Cédric Tessier, Christophe Debain, Roland Chapuis, and Frédéric Chausse. Map aided localization and vehicle guidance using an active landmark search. *Information Fusion*, Volume 11, Issue 3 :283–296, 2010.

[10] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005.