

Techniques neuronales et fusion de données appliquées à un système de détection de passage de véhicules "en-ligne".

E. Jouseau, B. Dorizzi,

I.N.T.,dépt EPH, 9 rue Charles Fourier
91011 Evry, bernadette.dorizzi@int-evry.fr

Résumé

:Nous présentons ici un système temps réel de détection de passage de véhicules au dessus de capteurs magnétiques. Le système est indépendant du positionnement initial des capteurs et insensible aux perturbations magnétiques fortes éventuellement induites par les charges des véhicules. Ce système est fondé sur la coopération d'agents de détection neuronaux, avec une mesure de fiabilité de leurs réponses, et une fusion des informations de chaque agent par des règles logiques. Le système est robuste à de fortes perturbations magnétiques (y compris non-périodiques), il utilise les 3 composantes du champ magnétique, il est insensible aux rotations, et la modularité de sa conception permet une grande évolutivité.

1. Nature du problème

Nous présentons ici un système de détection magnétique de passage de véhicules, très robuste, basé sur le principe de séparation des tâches ("divide and conquer"). La division des tâches se justifie par l'émergence de deux types principaux de véhicules : les véhicules porteurs et non porteurs d'émetteurs de champs magnétiques (moteurs électriques, etc..). Les premiers "projetent" une perturbation du champ magnétique à quelques mètres semblable à celle produite par les deuxièmes quand ils sont au dessus des capteurs. D'autre part, la signature du véhicule porteur est noyée dans celle du matériel qui émet la forte perturbation. Nous avons donc réalisé en parallèle deux "lignes" de traitement spécifiques, la première ayant pour but de détecter le passage du tiers central d'un véhicule "simple" au dessus des capteurs, la deuxième devant détecter l'approche d'un véhicule porteur de fortes perturbations.

La détection se fait en temps réel et est indépendante de la position relative des capteurs par rapport au sol. L'objectif du système est de ne détecter que le tiers central des véhicules qui passent au dessus des capteurs par opposition aux passages à côté des capteurs.

Abstract :

We present in this article a real time vehicle detection system. This system detects vehicles passing over the magnetic sensors. It is independent of their initial position and to strong magnetic perturbations possibly induced by the load carried on the vehicles. This system is based on the cooperation of reflective agents, using a reliability measure of their answers. The fusion of the information delivered by each agent is obtained through logic rules. The system is also strengthened against important magnetic perturbations (even non - periodic ones), it uses the three components of the magnetic field, and is rotation - invariant. Furthermore, the modularity of its conception allows many possibilities of evolution.

La mise en commun des informations fournies par les différents modules de détection est faite par un système de fusion de données à base de règles. Les capteurs magnétiques utilisés dans les campagnes de mesures sont trois capteurs de champ montés en repère orthogonal. On ne fera aucune hypothèse sur les positions des trois capteurs autre que leur orthogonalité mutuelle.

2. Architecture générale du système

L'architecture générale du système est bâtie sur le principe proposé par Selfridge [1] (cf.figure 1) et modifié par Smieja [2], la division du problème se fait au niveau symbolique par la séparation en deux sous-tâches et la fusion se fait par des règles.

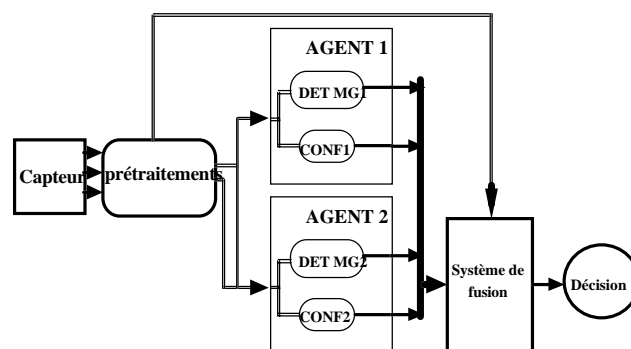


figure 1 : découpage du système en sous-modules

Chaque agent est spécialiste d'une tâche, le module DET (MG1 ou MG2) est un réseau de neurone de type Perceptron multi-couches qui a appris la fonction de détection qui lui est dédiée (cf figure 2). Les modules de confiance (conf1 et conf2) sont aussi des MLP, ils ont appris à estimer la confiance que l'on peut accorder à la sortie du module de détection associé. La fusion se fait sur des règles d'inférence simples basées sur les 4 sorties des agents et sur une mesure directe de la norme de la perturbation. Dans la suite, chacun des modules qui composent le système vont être détaillés.

3. Module de détection magnétique "sans perturbations"

3.1. Description des prétraitements

Les traitements sont indépendants de la mesure du vecteur "champ terrestre" : à tout instant on soustrait sur chaque composante du champ magnétique, la valeur continue initiale mesurée lors des dix premiers instants de la mise en fonctionnement du système. Il est bien évident que la position géographique de la mesure a de toutes façons une influence sur les propriétés magnétiques du véhicule et donc sur la perturbation du champ terrestre qu'il engendre (à cause de la partie induite de cette perturbation). De plus, tous les paramètres caractéristiques utilisés sont invariants en rotation.

3.1.1. Calcul de la norme de la perturbation : $N(t)$

La première caractéristique utilisée est la norme du vecteur perturbation, notée $N(t)$. Elle caractérise par sa forme temporelle le type de véhicule observé. Par son amplitude elle caractérise également la taille du véhicule (ou plutôt sa "masse" magnétique) et sa distance au capteur.

3.1.2. Calcul du paramètre : $q(t)$

L'observation des trajectoires de la perturbation a montré certaines relations entre l'éloignement du passage (distance du point du véhicule le plus proche des capteurs lors du passage) et la forme de ces trajectoires. En effet, plus le véhicule passe loin, plus la forme est simple et tend vers l'ellipse (caractéristique d'un comportement dipolaire du véhicule en champ lointain). Cette caractéristique est estimée par un paramètre géométrique que l'on notera $q(t)$. Il permet, par la stabilité ou non de son comportement, de quantifier en partie cette information.

3.1.3. Introduction de la pseudo-dérivée

Pour prendre en compte la vitesse du véhicule comme un paramètre, nous avons été amenés à utiliser la pente de la courbe de la norme $N(t)$ de l'anomalie magnétique. On la note $\text{diff}(t)$: c'est la dérivée discrète de $N(t)$.

Le rôle de cette caractéristique n'est pas d'évaluer la vitesse mais d'aider le réseau neuronal à discriminer les valeurs des différents retards introduits par la suite sur $N(t)$ et $q(t)$ en fonction de la vitesse probable du véhicule.

3.1.4. Le déplacement angulaire : $\theta(t)$

Le rôle de cette nouvelle caractéristique est de compléter l'apport de $q(t)$ décrit plus haut.

Nous avons remarqué que la trajectoire tridimensionnelle du vecteur anomalie magnétique $\vec{B}(t)$ dans l'espace au cours d'un passage était d'autant plus plane et elliptique que celui-ci était lointain. Nous avons aussi essayé de quantifier cette différence de morphologie entre ces signatures en estimant le déplacement angulaire total de $\vec{B}(t)$ pendant le passage. $\theta(t)$, la caractéristique employée est calculée en sommant au cours du temps les déplacements angulaires élémentaires du vecteur perturbation magnétique dès que la norme de celui-ci dépasse un certain seuil. θ est normalisé par 2π pour des raisons de dynamique de variation. Cela facilite aussi son interprétation (l'unité est le "tour").

3.1.5. Utilisation des caractéristiques $N(t)$ et $q(t)$

Comme cela a été décrit ci-dessus, c'est plus l'allure des courbes $q(t)$ et $N(t)$ qui est intéressante que les valeurs ponctuelles de ces fonctions. Pour prendre en compte cette information, on s'intéresse non pas à une seule valeur de N et de q mais à plusieurs valeurs consécutives. Pratiquement on utilise des valeurs moyennes centrées sur des retards notées $\bar{N}(t - \tau_1)$, $\bar{N}(t - \tau_2)$ et $\bar{q}(t - \tau_1)$.

Un nombre limité de retards suffit pour, à l'aide d'un classifieur de petite taille, obtenir des résultats satisfaisants.

3.2. Résultats obtenus sur la base de signatures

Nous avons utilisé un "petit" réseau de neurones artificiels de type M.L.P. (une soixantaine de paramètres libres) pour construire le système de reconnaissance. Il possède 7 neurones d'entrée, une couche cachée et un neurone de sortie. Chaque

vecteur d'entrée possède donc 7 composantes qui sont $N(t)$, $\bar{N}(t - \tau_1)$, $\bar{N}(t - \tau_2)$, $q(t)$, $\bar{q}(t - \tau_1)$, $\theta(t)$ et $\text{diff}(t)$. Chaque composante est calculée à chaque pas d'échantillonnage. La petite taille du réseau nous donne (vue la complexité du problème) des garanties de robustesse c'est-à-dire de tenue des résultats en généralisation. La forme de la sortie désirée apprise est montrée figure 2.

Nous disposons d'une base d'environ 400 signatures, c'est-à-dire 400 enregistrements numériques, échantillonnés à plus de 100 Hz, d'un passage de véhicule à proximité des capteurs, commençant quatre à cinq mètres avant le passage au point le plus proche et se terminant quatre à cinq mètres après. Ce réseau donne pour la base dont nous disposons un taux de réussite global en test supérieur à 84 %. Ces résultats sont assez bons au vu de la diversité des types de véhicules reconnus.

3.3.

Réseau de confiance

Le réseau de confiance pour ce module possède les mêmes entrées que le réseau de détection. Il a appris une fonction sigmoïde de la valeur absolue de l'erreur du réseau de détection de la forme $y_{dconf} = 1 - \text{th}\left(\alpha |y_{MG1} - y_{dMG1}|\right)$ où th est la tangente hyperbolique. Ce type de fonction pour l'apprentissage de la confiance est introduit dans [3]. Il permet de donner une mesure de la fiabilité de la réponse du réseau de détection dont on tiendra compte lors de la fusion.

4. Module de détection véhicules perturbateurs

Ce module de détection utilise les mêmes prétraitements que le premier plus une nouvelle caractéristique $Nf(t)$ qui est la norme de l'anomalie magnétique résultant d'un filtrage passe bas des sorties du capteur triaxe.

La norme $Nfb(t)$ est calculée de la même façon que $N(t)$ mais les valeurs des sorties du capteur triaxe sans composantes continues ($Bx(t)-Bx0$, $By(t)-By0$ et $Bz(t)-Bz0$) sont filtrées avant par un filtre passe-bas avec une fréquence de coupure très faible (quelques dixièmes de Hertz). En effet, nous avons constaté que lorsqu'un système fortement perturbateur s'approche des capteurs, la forme de la signature varie énormément d'un type de perturbateur à l'autre. Comme nous ne possédons évidemment pas d'exemple de signature de chaque

système pouvant émettre des perturbations, il nous est apparu nécessaire d'extraire des caractéristiques typiques non pas d'un système spécifique mais du principe général. La seule constante de ce problème est que le système incriminé génère un signal d'amplitude comparable à celle d'un véhicule normal à une distance assez grande (plusieurs mètres). Comme l'amplitude du signal doit décroître avec le cube de la distance, on doit générer un champ très important. On a donc, quelque soit le perturbateur, un champ d'enveloppe générale croissante qui avance avec une valeur maximale importante non loin de la source d'émission du champ. La norme filtrée $Nfb(t)$ représente grossièrement cette enveloppe.

Comme pour le premier module, nous avons utilisé un réseau neuronal de type M.L.P. à une couche cachée de "petite taille". Son nombre réduit de paramètres libres a pour but (comme dans le module précédent) de nous garantir une certaine robustesse par l'impossibilité théorique de faire de "l'overfitting". Ce réseau a pour entrées les caractéristiques extraites décrites dans le paragraphe précédent $q(t)$, $N(t)$, $\theta(t)$ et $Nfb(t)$.

L'apprentissage a été réalisé sur une base de 14 passages (environ 25 000 vecteurs) dont 9 systèmes "perturbants" (de deux types différents). La sortie désirée que l'on apprend au réseau (cf. figure 2) n'est pas la même que dans le premier module, ici, l'objectif principal n'est pas de reconnaître le tiers central du véhicule mais "simplement" d'en détecter l'approche. Le tiers central du véhicule portant le système reste l'objectif de détection mais il est calculé en partie grâce à une estimation de la vitesse et grâce à la sortie du réseau par des règles de fusion.

La sortie du réseau sert d'une part à inhiber celle du premier module (pour éviter qu'il soit leurré par le perturbateur) et d'autre part à estimer la distance du générateur de champ magnétique et donc (indirectement) celle du porteur. L'objectif de ce module étant double (repérage de l'approche et aide au calcul du tiers central), il est difficile de quantifier directement ses résultats. Toutefois, les bons résultats obtenus par le système global permettent de dire que ce réseau remplit correctement son rôle.

Le réseau de confiance de cet agent apprend une fonction seuillée de l'erreur. Contrairement au premier, et parce que la sortie désirée du réseau de

détection n'est plus binaire, l'erreur est considérée avec son signe.

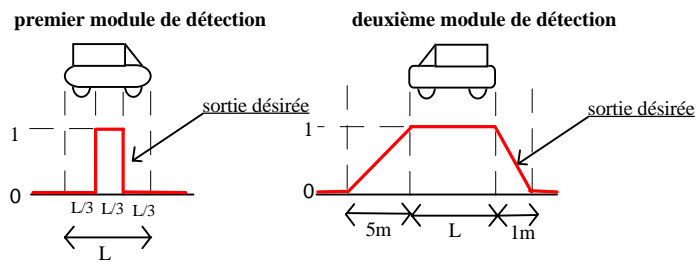


figure 2 : Sorties désirées des modules de détection. L désigne la longueur du véhicule.

5. Fusion des deux modules magnétiques

La fusion se fait à l'aide de deux règles simples principales que l'on pourrait traduire de la façon suivante :

R1 : Si le premier agent voit un véhicule, que l'on a confiance en lui et que le deuxième agent ne voit pas de perturbations alors il y a un véhicule. Si on note Y_{det1} la sortie du réseau DET MG1, Y_{cf1} la sortie du réseau de confiance associé Y_{det2} et Y_{cf2} les sorties respectives de DET MG2 et CONF2 et Y_{fusion} la sortie globale, cette règle s'exprime par :

$$Y_{fusion} = (Y_{det1} > S_1) \wedge (Y_{cf1} > S_2) \wedge (Y_{det2} < S_3) \wedge (Y_{cf2} > S_4)$$

où \wedge est l'opérateur de conjonction et les S_i sont des seuils

R2 : Tant que le deuxième agent voit un perturbateur approcher, on attend qu'il soit proche ou qu'il s'éloigne. S'il s'est approché, on attend pour vérifier qu'il est au dessus. Si on le voit toujours alors il y a un véhicule. Avec les mêmes notations que précédemment, la règle peut se traduire par :

$$Y_{fusion}(t_0 + \tau_1 + t) = (Y_{det2}(t_0) > S_3) \wedge (Y_{cf2}(t_0) > S_4) \\ \wedge (Y_{det2}(t_0 + \tau_1 + t) > S_5) \wedge (Y_{cf2}(t_0 + \tau_1 + t) > S_6)$$

où t_0 est le premier instant tel que $Y_{det2}(t_0) > S_3$ et $t \in [0, \tau_2]$. τ_1 et τ_2 sont des temps fixés en fonction des valeurs limites des vitesses connues des véhicules.

6. Résultats globaux

Nous avons testé le système de fusion à base de règles simples sur la totalité de la base de signatures (environ 500 passages) actuelle. Les résultats obtenus par le système sont présentés dans les tableaux suivants :

Au dessus		
Détection	Non Dét.	Mauvaise dét.
88 %	10 %	2 %

A côté proche	
Détection	Non Dét.
35 %	65 %

A côté lointain	
Détection	Non Dét.
7 %	93 %

L'objectif de notre système est un taux de détection de 100 % pour les passages au dessus des capteurs et de 0% ailleurs. Les mauvaises détections sont des détections hors du tiers central du véhicule. Ces résultats sont assez satisfaisants comparativement au système de détection existant (système fondé sur des seuils simples) qui avait un taux de détection pour les passages à côté proche des capteurs de près de 100%, avec malgré tout un fonctionnement à côté lointain et sur les capteurs assez proche des performances de notre système. Cependant, l'utilisation, de règles logiques et donc d'un nombre relativement important de seuils nuit à la robustesse du système global. De plus, ce problème est amplifié par la relative petite taille de la base de signatures dont nous disposons. Dans cette optique, l'évolution à court terme de notre travail s'oriente vers une fusion des informations des modules fondée sur la logique floue.

7. Références :

- [1] : O.G. Selfridge, U. Neisser, "Pattern recognition by machines", Sci. Amer., vol. 203, no. 2, pp. 60-68, Aug. 1960.
- [2] : F. Smieja, "The Pandemonium System of Reflective Agents", IEEE Trans. on Neural Networks, vol.7, no. 1, pp 97-106, Jan 1996.
- [3] : S. Hubrig-Schaumburg, "Handwritten character recognition using a reflective modular neural network system", Master's thesis, Bonn Univ., Germany, 1992.