

Réseaux prédictifs et fusion de données floue appliqués à un système de détection de passage de véhicules en ligne et temps réel.

Eric JOUSEAU¹, Bernadette DORIZZI²

¹Giat Industries Département EAM
7, route de Guerry, 18000 Bourges, France

²INT Département EPH
9, rue Charles Fourier, 91011 Evry, France

Bernadette.Dorizzi@int-evry.fr, elec.cbo@giat-industries.fr

Résumé – Dans cet article, nous présentons une architecture originale pour la fusion de données hétérogènes. Cette architecture a été appliquée à un système de détection magnétique. Elle est fondée sur la coopération d'agent neuronal d'une part, et de règles expertes symboliques d'autre part. L'originalité de cette architecture repose, entre autres, sur l'utilisation des réseaux de neurones prédictifs pour la caractérisation de signaux magnétiques. C'est ce dernier point qui est mis le plus en valeur dans cet article.

Abstract – In this article, we present a new architecture for heterogeneous data fusion. This architecture was applied on a real time and on line magnetic vehicle detection problem. The system is based on cooperation between artificial neural agent on one hand, and on expert symbolic rules on the other hand. The originality of this work also relies on the use of artificial predictive neural networks for signal characterization purpose. This last point is the aspect on which we focused our article.

1. Nature du problème

Nous présentons ici un système de détection magnétique de passage de véhicule 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 (appelés véhicules non standards) "projetent" une perturbation du champ magnétique à quelques mètres semblable à celle des 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 (invariance en rotation). L'objectif du système est de ne détecter que le tiers central des véhicules qui passent en ventral (au dessus des capteurs) par opposition aux passages en débordement (passage à coté des capteurs). Nous avons déjà présenté une solution à ce problème dans [Jo97] et [Jo98].

Des réseaux de neurones prédictifs sont utilisés pour la discrimination ventral/débordement dans le cas des véhicules standards. Ceci permet de prendre en compte de façon plus naturelle la temporalité des signaux traités.

Le cas des véhicules non standards est traité par un agent de détection intelligent.

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 floues. Une méthode approchante a déjà été employée en détection dans [Co97]. Ceci permet d'une part une certaine souplesse dans la description des règles et d'autre part une grande lisibilité des performances du système.

2. Architecture générale du système

L'architecture générale du système (cf. figure 1) est bâtie sur le principe proposé par Smieja en 1996 (cf. [Sm96]) et modifié par nous en 1997 (cf. [Jo97] et [Jo98]), le principe de la division de l'espace se fait au niveau symbolique par la séparation en deux sous-tâches (détection des véhicules standards et non standards) et la fusion se fait par des règles floues.

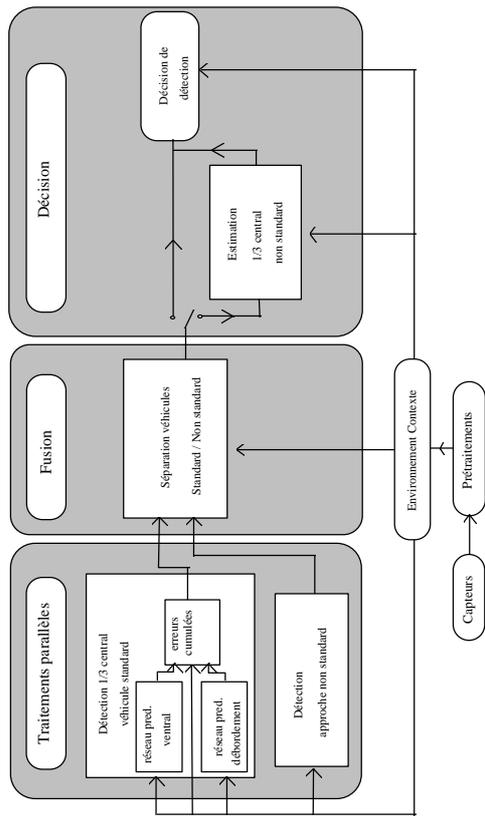


figure 1. description du système complet.

Les prétraitements, effectués sur les signaux reçus des capteurs, sont indépendants de la mesure du vecteur "champ terrestre" : à tout instant on soustrait sur chaque composante, 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). Les différents paramètres utilisés par le système sont décrits dans [Jo97], ce sont des paramètres géométriques de type norme, rayon de courbure, déplacement angulaire etc... . De plus, tous les paramètres caractéristiques utilisés sont invariants en rotation. Comme le montre la figure 1, ils sont utilisés à la fois comme entrées des différents modules de détection et comme base de calcul pour les paramètres de contexte utilisés pour la fusion et la détection.

Les deux modules de détection sont différents et dédiés chacun à une tâche différente. Le premier, dédié à la détection du tiers central des véhicules standards, est composé de deux réseaux de neurones prédictifs (de type MLP) et d'une fonction de calcul d'erreur. C'est sur ce module que nous focaliserons notre présentation. Le deuxième est présenté en détail dans [Jo97], il est dédié à la détection de l'approche des véhicules non standards (i.e. porteurs d'émetteurs de fortes perturbations) est composé d'un réseau de neurone de type MLP ayant appris une fonction de détection spécifique et

d'un autre réseau MLP dont le but est d'estimer la confiance que l'on peut accorder à la sortie du premier.

La fusion (présentée en détail dans [Jo98]) ainsi que la prise de décision de détection se font à l'aide de règles floues basées sur les sorties des deux modules de détection d'une part et sur des paramètres contextuels directement issus des prétraitements d'autre part. Ces paramètres servent également d'entrée aux différents réseaux de neurones des deux modules de détection.

3. Module de détection magnétique "sans perturbations" : véhicules standards

Pour la détection des véhicules standard, nous utilisons des réseaux prédictifs. Nous avons opté pour une solution à deux réseaux. Le premier est entraîné avec des exemples de passages en ventral et le deuxième avec des exemples de passages en débordement, et ce, uniquement pour les passages de véhicules standards. Le principe de la discrimination entre les types de passages est le suivant : un passage à classer est présenté aux deux réseaux, la classe attribuée à ce passage sera celle du réseau pour lequel l'erreur commise est la plus faible (étant entendu qu'un critère adéquat pour une erreur globale a été défini).

Les paramètres de tels réseaux et de la fusion par compétition qui en découle sont assez délicats à estimer. Nous avons donc procédé en trois temps. Dans un premier temps, nous avons mis en œuvre les réseaux prédictifs pour la détection de véhicules standards dans le cadre de la reconnaissance hors ligne. C'est-à-dire que nous avons réduit le problème à la reconnaissance du tiers central des passages ventraux pour les véhicules standards, connaissant toute la signature. Cette restriction très forte des contraintes du problème nous a permis de vérifier certaines de nos hypothèses ainsi que de fixer certains paramètres du nouveau système. Dans un deuxième temps, nous avons optimisé les paramètres restants des réseaux prédictifs sur le problème de la détection en ligne. Enfin, nous avons intégré les réseaux prédictifs dans le système de reconnaissance complet avec des règles de fusion adaptées.

Les réseaux prédictifs utilisés nous servent plus à caractériser les formes temporelles des signaux reçus par les capteurs (pour discriminer entre différents types de passages), qu'à avoir une estimation excellente de ces signaux. Pourtant, nous allons entraîner chaque réseau à faire de la prédiction et c'est de leur qualité de prédiction que dépendra leur pouvoir de discrimination.

Les réseaux prédictifs que nous avons utilisés sont des réseaux de neurones de type perceptron multicouches. Leur particularité est que la sortie désirée qu'ils doivent apprendre est une valeur future d'une des entrées (dans notre cas c'est la norme de la perturbation magnétique observée). Différents types de réseaux prédictifs ont déjà été utilisés dans d'autres problèmes de prédiction (cf. [Cz96], [Le97], ou [El90] par exemple).

La base d'apprentissage a été scindée en deux : une partie ventrale et une partie débordement. Les passages ventraux (et

uniquement eux) ont été présentés au réseau ventral et les autres au réseau de débordement.

Dans notre application, la détection doit se faire en ligne et en temps réel. Or, la discrimination en-ligne présente deux problèmes majeurs : trouver une méthode pour discriminer les passages ventraux des passages en débordement de la façon la plus optimale possible pour que cette discrimination se fasse au moins avant la fin du tiers central et trouver un moyen de détecter ce tiers central au moins dans le cas des passages en ventral.

Réaliser cette discrimination nécessite l'élaboration d'un ou plusieurs critères et donc l'optimisation d'un nombre important de paramètres. La discrimination hors-ligne étant *a priori* plus simple, nous avons préféré étudier sur ce problème un certain nombre des paramètres pour avoir une idée des possibilités puis des limites de l'approche. Pour ces raisons, dans ce cadre, nous avons mis au point un algorithme d'analyse des erreurs des deux réseaux par fenêtres glissantes avec pondérations en hors ligne puis nous avons adapté les critères au traitement en ligne.

3.1 Principe de la compétition : les fenêtres glissantes et la pondération des types d'erreur

Le principe de l'analyse des erreurs de chaque réseau sur un passage pour la discrimination hors-ligne est le suivant : dans un premier temps, on stocke la norme observée lors du passage et les sorties de chaque réseau (i.e. les deux estimations de cette norme) pour le même passage. Dans un deuxième temps, on calcule les erreurs commises par chacun des réseaux sur l'ensemble du passage pour un certain nombre d'avances et de retards de la norme. Dans un troisième temps, on choisit le type du réseau ayant commis la moindre erreur sur l'ensemble des cas de figure.

En fait, comme la prédiction est souvent correcte mais mal centrée en temps, une seule valeur de l'erreur par réseau est insuffisante pour donner une expression satisfaisante de la différence de qualité des

Au vu des courbes prédites par les deux réseaux, il nous est apparu qu'il fallait vraisemblablement différencier le traitement des erreurs par surestimation de la norme observée *a posteriori* de celui des erreurs par sous-estimation de cette même norme. Plusieurs raisons venant appuyer cette hypothèse, nous avons pénalisé les surestimations du réseau ventral et les sous-estimations du réseau débordement. Cette méthode n'est pas « classique » dans le calcul d'erreur en prédiction (cf. [At93] par exemple), elle a pour effet principal de renforcer l'importance de la forme de la prédiction dans certains passages et est issue de notre besoin de caractérisation de cette forme et non de celui de faire une prédiction optimale.

3.2 Traitement en-ligne

Pour le traitement en ligne, nous ne disposons pas au fur et à mesure de l'observation de la valeur de l'erreur de chacun des réseaux sur la totalité de la signature. Pour cette raison, nous avons défini des fonctions basées sur les résultats précédents. Ces fonctions sont calculées non plus sur

l'observation globale de la signature, mais sur un cumul des erreurs observées à chaque instant depuis son début.

4. Résultats

Les tableaux suivants représentent les résultats comparés du système que nous avons décrit avec ceux obtenus par le système basé uniquement sur des réseaux de détection (cf. [Jo98]). Ces résultats sont très satisfaisants car on est aux alentours de 80% de taux de réussite global sur les véhicules standards. D'autre part, il est intéressant de noter que la localisation de la détection se fait presque exclusivement sous le tiers central du véhicule et toujours sous le véhicule.

Ces résultats sont comparables à ceux du premier système. Comme on peut le noter dans les tableaux, le système à base de réseaux de détection est un peu plus efficace en ventral (pour les véhicules standards) et beaucoup moins en débordement proche. Les deux systèmes se trompent dans 75 % des cas sur les mêmes passages qui sont des passages soit en débordement très proche (< 30 cm) soit sur des passages de véhicules très légers en ventral. Cette observation est reconfortante par rapport à la physique du phénomène.

De plus, les deux réseaux prédictifs sont de même taille. *A posteriori*, une architecture plus réduite pour le réseau de prédiction des passages en débordement serait sans doute plus judicieuse car les normes des perturbations magnétiques observées en débordement sont des courbes plus « simples » et auraient vraisemblablement pu être caractérisées par un réseau avec moins de paramètres libres que les autres. En outre, une adaptation spécifique des paramètres flous aux cas des réseaux prédictifs, permettrait sans doute d'améliorer encore les performances de notre dernier système.

TAB 1-3 : Véhicules standards :

	Ventral	
	Détection	Non Dét.
Réseaux prédictif	89,24 %	10,76 %
Réseaux de détection	95,62 %	4,38 %

	Débordement proche	
	Détection	Non Dét.
Réseaux prédictif	24,44 %	75,56 %
Réseaux de détection	40,62 %	59,38 %

	Débordement lointain	
	Détection	Non Dét.
Réseaux prédictif	1,55 %	98,45 %
Réseaux de détection	2,33 %	97,67 %

TAB 4-6 : Véhicules non standards :

	Ventral		
	Détection	Non Dét.	Mauvaise Det.
Réseaux prédictif	69,2 %	15,4 %	15,4 %
Réseaux de détection	69,2 %	15,4 %	15,4 %

	Débordement	
	Détection	Non Dét.
Réseaux prédictif	25 %	75 %
Réseaux de détection	31,3 %	68,7 %

5. Références:

[Br91] : M.C. Brace, J. Schmidt, M. Hadlin : "Comparison of the forecasting accuracy of Neural Network with other established techniques", ANNPS'91, pp.32-35. 1991.

[Co97] : N. Colin et M. Moruzzis : "Application de la logique floue à la reconnaissance des cibles radar", Proc. of LFA'97, pp 99-105. Décembre 1997.

[Cz96] : T. Czernichow : "Apport des réseaux récurrents à la prévision de séries temporelles, application à la prévision de consommation électrique", Thèse de doctorat de l'université Paris VI, 22 Octobre 1996.

[El90] : J.L. Elman : "Finding structure in time", Cognitive Science, vol. 14, pp 179-212. 1990.

[Jo97] : E. Jouseau et B. Dorizzi : "Techniques neuronales et fusion de données appliquées à un système de détection de passage de véhicules en ligne", GRETSI'97, vol.2, pp 941-944, Septembre 1997.

[Jo98] : E. Jouseau et B. Dorizzi, "Neural networks and fuzzy data fusion for on-line and real time vehicle detection", 1st IEEE International Conference on Information Fusion, Las Vegas, vol.2, pp 695-701, Juillet 1998.

[Le97] : T. Lenez : "Prévision de séries temporelles par réseaux de neurones : application à la bande des ondes décimétriques", Mémoire d'ingénieur CNAM, Paris. Septembre 1997.

[Sm96] : F. Smieja : "The Pandemonium System of Reflective Agents", IEEE Trans. on Neural Networks, vol.7, no. 1, pp 97-106, Jan 1996.