Deuxième partie :

APPLICATION AU PILOTAGE D'UN VÉHICULE AUTONOME.

INTRODUCTION AU PILOTAGE D'UN VÉHICULE AUTONOME

I. OBJET ET ENJEUX DE L'ÉTUDE.

La conception des véhicules automatisés, ou robots mobiles, à roues est un domaine de recherche en pleine expansion. Ces véhicules sont utilisés dans l'industrie comme moyen de transport, d'inspection, ou d'opération, et sont particulièrement adaptés à des interventions en environnement hostile. La conception mécanique, les systèmes de vision et de localisation, la planification ainsi que la commande de ces véhicules, ont suscité de nombreux travaux. Ainsi, cette étude a pour objet la mise en œuvre de réseaux de neurones pour la commande d'un tel véhicule. Ce dernier est un système intrinsèquement non linéaire de par sa cinématique et ses caractéristiques dynamiques (actionneurs, moteur thermique). La commande d'un tel système est donc un problème qui, pour être résolu de façon satisfaisante, doit prendre ces non-linéarités en considération. Les réseaux de neurones sont de bons candidats : d'une part, ils permettent d'identifier le comportement dynamique du véhicule, souvent complexe, et d'autant plus difficile à modéliser physiquement que les constructeurs fournissent rarement toutes les informations nécessaires ; d'autre part, l'apprentissage de correcteurs utilisant un modèle neuronal du véhicule prend en considération toutes les non-linéarités identifiées. Enfin, des perturbations non modélisées et non mesurées telles que des changements d'adhérence du terrain, ou des perturbations mesurées telles que sa pente, doivent être compensées par l'organe de commande, besoin que les méthodes de commande neuronales par modèle interne présentées dans la première partie de ce mémoire sont à même de satisfaire.

L'objet de cette partie applicative est de donner un exemple des performances effectives des réseaux de neurones pour une tâche concrète, tout en complétant l'illustration des aspects théoriques développés dans ce mémoire, illustration déjà esquissée dans les chapitres 4 et 6 sur des exemples mettant en œuvre des processus simulés, ainsi que l'actionneur d'un bras de robot. Nous montrons également comment l'utilisation des techniques neuronales s'imbrique avec celle des techniques classiques de l'ingénieur automaticien ; nous verrons en particulier comment la modélisation " boîte noire " neuronale se conjugue avec l'analyse physique des phénomènes mis en jeu par le processus, et de quelle manière les préoccupations qui guident la conception d'un système de commande " classique " interviennent dans celle de son homologue " neuronal ".

Dans cette introduction, nous présentons l'*architecture de mobilité classique* d'un véhicule autonome, ainsi que les choix effectués pour sa réalisation au moyen de réseaux de neurones. Enfin nous décrivons le véhicule, REMI, qui a servi de banc d'essais pour ces recherches.

II. ARCHITECTURE DE MOBILITÉ D'UN VÉHICULE AUTONOME.

Véhicules automatisés.

Pour intervenir dans des milieux dangereux, pollués, impropres à la vie humaine, ou pour remplacer l'homme dans l'exécution de tâches répétitives, l'utilisation de véhicules automatisés se généralise. Un véhicule automatisé est un véhicule capable d'exécuter sa tâche sans opérateur humain à bord.

Véhicules autonomes.

Un véhicule autonome est un véhicule automatisé susceptible de remplir sa tâche *sans intervention* aucune d'un opérateur humain, même à distance. Pour de nombreuses applications industrielles, il n'est pas encore envisageable, pour des raisons de sécurité et d'efficacité, de laisser un véhicule automatisé évoluer en autonomie complète dans un environnement peu structuré. Comme nous le verrons au §II.1, il existe donc en général pour des véhicules dits autonomes plusieurs niveaux possibles pour l'intervention à distance d'un opérateur humain (par liaison radio par exemple), afin de compenser l'incapacité du véhicule à s'adapter à des changements trop radicaux de son environnement.

Architecture de mobilité d'un véhicule automatisé.

Un véhicule automatisé remplit le plus souvent d'autres tâches qu'un simple déplacement. Par exemple, un véhicule forestier doit non seulement pouvoir se déplacer en forêt, mais aussi abattre les arbres ; un véhicule minier doit à la fois se déplacer dans les carrières, et effectuer des forages. Nous nous intéressons ici uniquement à la tâche de déplacement, et donc à l'architecture du système qui organise et commande le déplacement d'un véhicule automatisé, ou *architecture de mobilité*.

II.1. ARCHITECTURE DE MOBILITÉ CLASSIQUE.

Architecture fonctionnelle.

La chaîne fonctionnelle d'un véhicule automatisé, représentée sur la figure 1, fait traditionnellement intervenir trois modules de commande organisés hiérachiquement [FRA93] :

- le module de **planification** calcule un itinéraire local sous forme de points de passage à partir d'une destination définie par un opérateur humain (déplacement associé à la tâche du véhicule). Il calcule également une vitesse moyenne ou un profil de vitesse de consigne associé à cet itinéraire, en fonction du délai spécifié par l'opérateur pour la réalisation de la tâche.
- le module de **guidage** calcule les consignes de vitesse et de cap qui permettent au centre de gravité du véhicule (ou à tout autre point du véhicule, appelé *point de commande*) de suivre une trajectoire interpolant les points calculés par le module de planification.

- le module de **pilotage** a pour fonction d'asservir la vitesse et le cap du point de commande sur les valeurs de consigne déterminées par le module de guidage, c'est-à-dire d'élaborer les commandes qu'il faut délivrer aux actionneurs de la vitesse et de la direction.

Un module de *localisation,* qui ne fait pas à proprement parler partie de l'architecture de mobilité, est nécessairement présent à bord du véhicule. Il fournit aux différents étages hiérarchiques les informations de position, d'attitude (cap, roulis et tangage) et de vitesse du véhicule. Nous revenons sur les éléments constitutifs de ce module au paragraphe III. L'architecture de mobilité est représentée sur la figure 1.

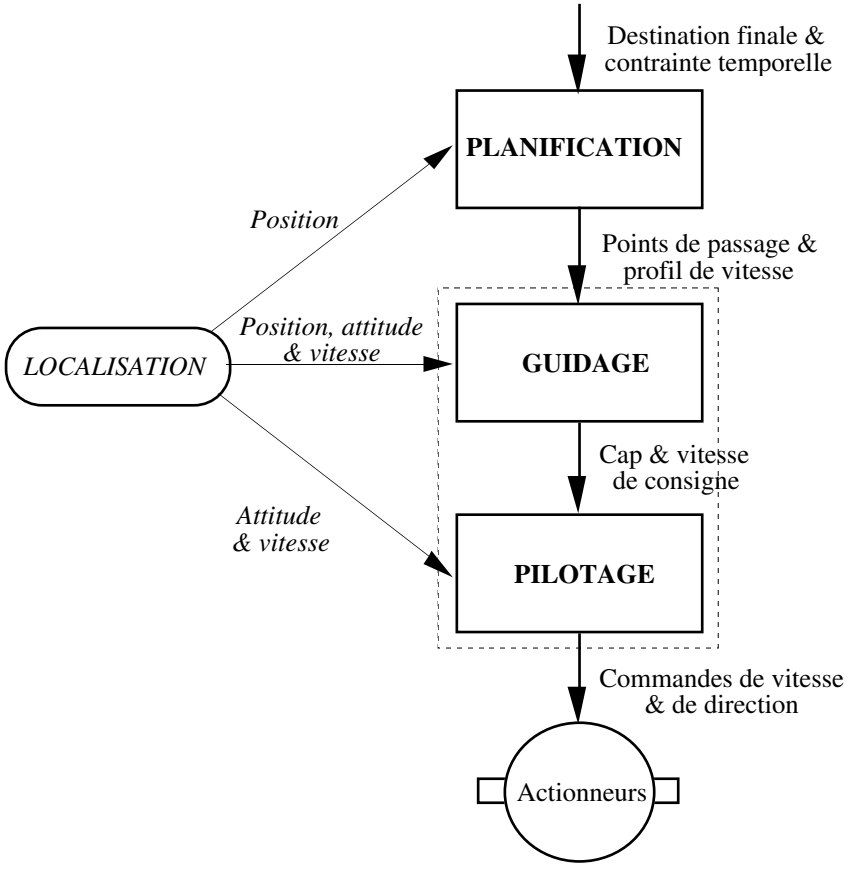

Figure 1.
Architecture de mobilité classique d'un véhicule automatisé.

Niveaux d'intervention.

Dans le cas d'une autonomie partielle, selon le niveau où l'opérateur humain intervient, on donne une dénomination différente au mode de commande du véhicule automatisé :

- on parle de **télépilotage** (ou téléconduite) lorsque les ordres, ou consignes, qui sont transmis au véhicule par un opérateur humain, sont les commandes des actionneurs. Ce mode de commande suppose l'opérateur à un poste de commande reproduisant le véhicule et ses actionneurs, et qu'il dispose d'informations sensorielles (visuelles surtout) représentatives de celles qu'il aurait s'il se trouvait à bord du véhicule. C'est le mode de commande où l'autonomie du véhicule est la plus limitée. Il est relativement sûr, puisque voisin d'une conduite humaine, mais n'est véritablement

praticable qu'à basse vitesse, et en terrain peu accidenté. En effet, il n'est plus possible à haute vitesse de négliger le temps de transfert des ordres de l'opérateur et des informations en provenance du véhicule dans le réseau de communication : au delà de 30 km/h, un système télépiloté devient en général instable. De plus, les informations sensorielles communiquées à l'opérateur sont le plus souvent insuffisantes pour une conduite correcte en tout terrain (champ de vision limité, insuffisance du retour d'informations concernant d'autres modalités sensorielles, telles que les sons, vibrations, accélérations…).

- il s'agit de **téléguidage**, lorsque les consignes communiquées au véhicule sont des consignes de vitesse et de cap (et/ou de position). La fonction de pilotage est dans ce cas assurée par le véhicule. Un tel mode de commande ne souffre pas des inconvénients du télépilotage. L'autonomie du véhicule y est cependant encore restreinte, puisque le choix de la manière de suivre la trajectoire incombe à l'opérateur. Pour que ce choix soit optimal, il est nécessaire que l'opérateur ait une bonne connaissance de la dynamique du véhicule.
- on parle de **téléplanification**, lorsque le véhicule reçoit comme consignes une liste de points de passage assortie d'une contrainte temporelle, qui peut être modifiée par l'opérateur dans le cas de la présence inopinée d'obstacles. Les fonctions de pilotage et de guidage sont assurées au niveau du véhicule. Ce mode de commande est particulièrement sûr, puisque le guidage est bien adapté à la trajectoire à suivre.
- l'**autonomie** est effective, si toutes les fonctions de planification, guidage et pilotage sont assurées par le véhicule. En présence d'obstacles (localisés par un système de détection d'obstacles), le module de planification embarqué redéfinira lui-même les points de passage et les contraintes à respecter, en s'appuyant sur des cartes numérisées du terrain où il évolue.

Enjeux industriels.

Comme nous l'avons déjà observé, le mode de totale autonomie est à l'heure actuelle irréaliste pour la plupart des véhicules automatisés industriels ou militaires. En revanche, le stade de la téléplanification est parfaitement réalisable tout en offrant de meilleures garanties de sécurité que le télépilotage ou le téléguidage, et en ayant l'avantage de moins solliciter l'opérateur, qui doit souvent veiller au déroulement correct d'autres opérations que celle du seul déplacement du véhicule (comme pour les véhicules forestiers ou miniers).

Pour ces raisons, nous avons choisi de réaliser à l'aide de réseaux de neurones les **fonctions réalisées par les modules de guidage et de pilotage** (encadrés en pointillés sur la figure 1), pour un fonctionnement aussi bien en mode téléplanifié qu'en mode autonome, lorsque celui-ci sera industriellement envisageable.

Dans une optique moins roboticienne, on peut aussi envisager l'utilisation pour des véhicules de série d'une partie des fonctions du guidage-pilotage, pour la réalisation de systèmes de " cruise-control " par exemple (ces systèmes permettent de maintenir la vitesse d'un véhicule autour d'une valeur nominale).

II.2. RÉALISATION NEURONALE.

Fonction assurée par le système de commande neuronal.

Le système de commande neuronal doit donc assurer les fonctions de l'ensemble guidage-pilotage. Ceci consiste, à partir des points de passage et du profil de vitesse de consigne déterminés par le module de planification (mode autonome) ou par l'opérateur (mode téléplanifié), à calculer les commandes à délivrer aux actionneurs de manière à respecter au mieux ces consignes.

Réalisation neuronale du guidage-pilotage.

Traditionnellement, le module de guidage, après avoir calculé une trajectoire continue à partir des points de passages, sélectionne à chaque instant un *point-cible* sur cette trajectoire. La position de ce point, et la vitesse de consigne qui lui est associée, sont les données utilisées par le module de guidage pour calculer le cap et la vitesse à imposer au véhicule de manière à atteindre l'objectif de poursuite. Ce *cap* et cette *vitesse* constituent les consignes transmises au module de pilotage. Nous avons conçu un premier système de commande selon ce principe [RIV93] [RIV94]. Dans le système retenu, les consignes transmises au module de pilotage neuronal sont des consignes de *cap*, de *vitesse*, *et de position*. Une comparaison entre les deux approches est présentée dans [RIV93]. La réalisation neuronale des modules de guidage et de pilotage, dont nous allons maintenant décrire les modules constitutifs, est représentée schématiquement sur la figure 2.

Le ***module de guidage*** est constitué des deux éléments suivants :

Le générateur de trajectoire.

À chaque réception d'une mission, ce module interpole les points de passage, fournissant ainsi une trajectoire continue (interpolation linéaire si les points sont suffisamment rapprochés, à l'aide de B-splines sinon). À chaque point de la trajectoire est associée une vitesse correspondant à la contrainte temporelle de la mission (profil de vitesse ou vitesse moyenne constante). Cette opération est donc habituellement aussi réalisée par le module de guidage.

Le sélecteur du point-cible.

À chaque instant, ce module détermine le point-cible, qui est donc le point de la trajectoire dont il faut se donner la vitesse, la position et le cap pour objectif. Intuitivement, ce point doit être choisi à une certaine distance en avant du véhicule. La détermination de la loi gouvernant la distance au point-cible ne peut donc être effectuée qu'en fonction des modules de commande intervenant en aval du sélecteur du point-cible, détermination que nous décrivons au chapitre 8.

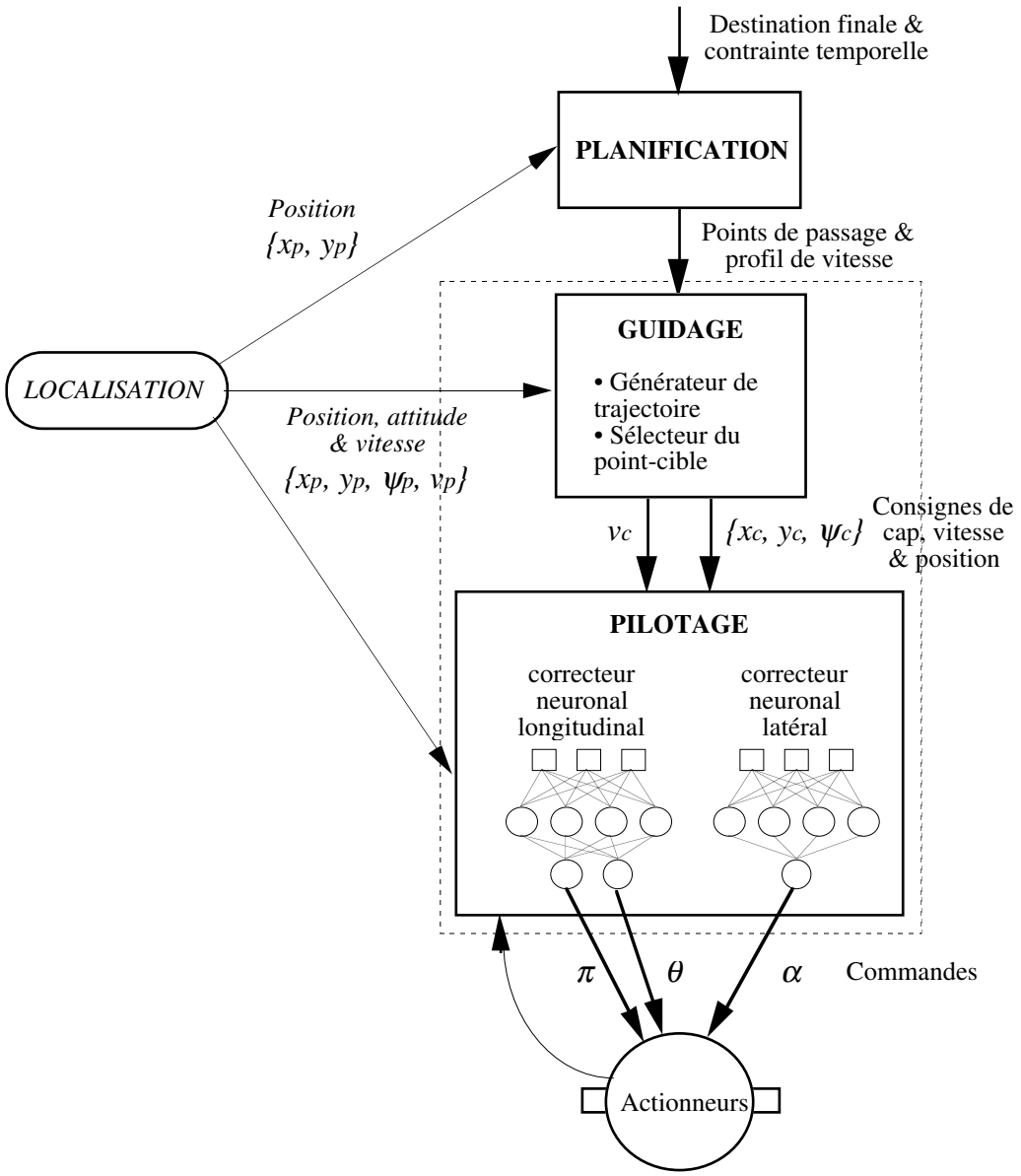

Figure 2.
Architecture de mobilité neuronale.

Le ***module de pilotage*** est constitué de deux correcteurs neuronaux :

D'après des résultats biens connus dans le domaine de la commande de robots mobiles à roues du type de REMI, c'est-à-dire soumis à des contraintes non holonomes, il est possible d'asservir la position du véhicule sur une trajectoire, indépendamment de sa vitesse, par retour d'état statique continu stationnaire [SAM92]. Nous rappelons ces résultats au chapitre 8. C'est cette solution que nous avons choisie, ou solution de " path-following " (opposée à la solution, également envisageable, de " path-tracking ", qui désigne l'asservissement de posture, c'est-à-dire à la fois de la position et du cap). Cette solution a l'avantage de demander la synthèse de deux correcteurs *indépendants*, un correcteur latéral pour l'asservissement sur trajectoire, et un correcteur longitudinal pour l'asservissement de la vitesse.

a) Correcteur latéral.

Ce correcteur a pour consignes la position du point-cible sélectionné, et l'orientation de la vitesse de consigne qui lui est associée, ou cap de consigne. En fonction de l'état du véhicule, il calcule la commande du volant pour l'asservissement du véhicule sur la doite passant par le point-cible et orientée selon le cap de consigne (cette droite est donc la tangente à la trajectoire de consigne passant par le point-cible).

b) Correcteur longitudinal.

Ce correcteur a pour consigne la vitesse du point-cible sélectionné. Il calcule, en fonction de cette consigne et de l'état du véhicule, les commandes des freins, de l'accélérateur, et du sélecteur des vitesses.

Identification des sous-systèmes correspondant aux deux correcteurs.

Les techniques de commande neuronale que nous mettons en œuvre sont de type indirect, c'est-à-dire utilisent un modèle du véhicule. Il est donc nécessaire de réaliser préalablement la modélisation de la dynamique du véhicule pour les comportements latéral et longitudinal. D'autres techniques de commande de véhicules par réseaux de neurones n'utilisent pas de modèle. Par exemple, Pomerleau propose un système qui réalise l'apprentissage d'un réseau de neurones dont l'entrée est une image de la route, et la sortie la commande du volant, à l'aide d'un " professeur " humain [POM91] [POM94].

Nous allons maintenant présenter REMI, le véhicule automatisé qui a servi de banc d'essais à nos recherches ; nous décrivons la nature et le fonctionnement des actionneurs et des capteurs nécessaires à la commande et à la localisation, éléments propres à chaque véhicule automatisé.

III. PRÉSENTATION DU VÉHICULE REMI.

REMI (Robot Evaluator for Mobile Investigations) est un véhicule de série Mercedes à essence à quatre roues motrices. Il est entièrement équipé par la société SAGEM des actionneurs et des capteurs nécessaires à la commande et à la localisation du véhicule. Le véhicule est représenté sur la figure 3.

Actionneurs.

a) Actionneur utilisé pour l'asservissement latéral : c'est un moteur à courant continu sur la colonne de direction, avec mesure de position angulaire.

b) Actionneurs utilisés pour l'asservissement longitudinal :

* accélération : l'action sur le papillon des gaz est effectuée par un moteur à courant continu.

* freinage : un groupe hydraulique fournit l'énergie, et une servo-valve permet de modifier la pression dans le circuit de freinage, avec mesure de la pression.
* passage des rapports de vitesse : il est réalisé par un moteur à courant continu agissant sur le manche du sélecteur des vitesses, avec mesure de position angulaire.

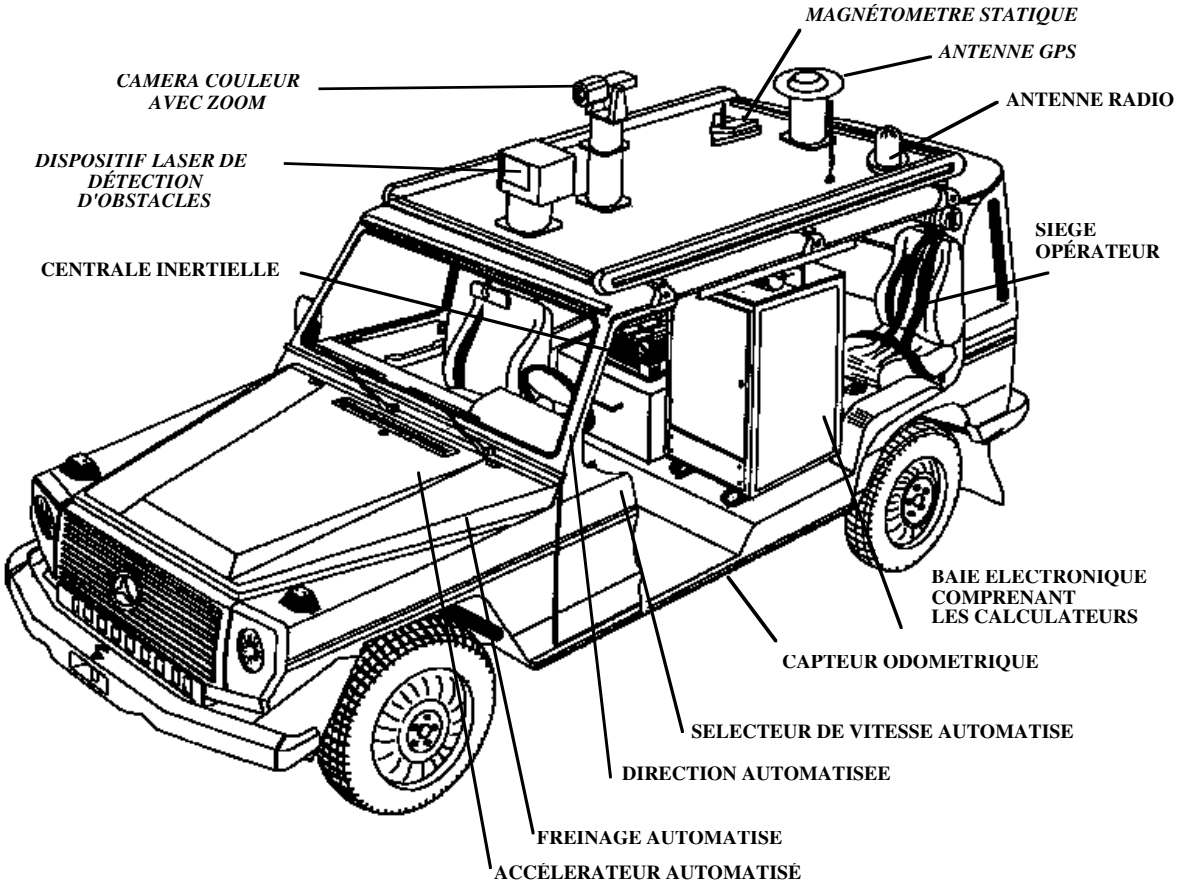

Figure 3.
Le véhicule REMI.

Capteurs.

La localisation est la fonction qui consiste à estimer, dans un repère de travail donné, certains paramètres de position et/ou d'attitude du véhicule nécessaires aux asservissements du pilotage-guidage. La méthode de localisation utilisée sur le véhicule REMI est dite " *à l'estime* ". Par les méthodes de localisation à l'estime, la position courante est déterminée par intégration de déplacements successifs orientés depuis la position de départ, à partir d'informations fournies par des capteurs généralement proprioceptifs qui peuvent être :
- de nature odométrique (mesure du déplacement relatif par rapport au sol),
- de nature inertielle (mesure des accélérations et/ou des rotations par rapport à un repère galiléen),
- de nature gravitationnelle (inclinomètres) ou magnétique (compas).

REMI dispose ainsi d'une *centrale inertielle*, et le système de transmission est équipé d'un *odomètre*. En raison de son principe même d'intégration simple ou double, et de l'existence inévitable d'erreurs de la part des capteurs, la localisation à l'estime dérive en fonction du temps et/ou de la distance parcourue. Elle exige donc d'être recalée périodiquement par diverses

méthodes, présentées dans [FAR93] par exemple. Nous n'entrons pas dans ces détails techniques, car le mode de fonctionnement utilisé pour l'expérimentation des systèmes de commande ne nécessite pas de recalage, comme nous allons le voir au paragraphe suivant.

Mode de commande pour l'expérimentation du guidage-pilotage : pseudo-autonome.

Nous effectuons l'expérimentation du système de commande avec REMI dans les conditions suivantes :

- avant le départ, une mission (c'est-à-dire la liste de points de passage et la contrainte temporelle associée) est communiquée au véhicule. Le véhicule n'utilisant pas de système de détection d'obstacles, cette mission ne sera plus modifiée ;
- la mission est d'une longueur telle que la dérive du système de localisation est négligeable.

Ce mode de fonctionnement est équivalent au mode téléplanifié. Les éléments qui n'interviennent pas en mode d'expérimentation du guidage-pilotage sont indiqués en italique sur la figure 3 (essentiellement les éléments utilisés pour la détection d'obstacles, dont une description est donnée dans [VDB93]). Comme nous l'avons vu, les asservissements latéral et longitudinal peuvent, dans une large mesure, être réalisés indépendamment. Pour faciliter encore l'expérimentation, ils sont aussi souvent testés séparément, c'est-à-dire qu'un opérateur à bord du véhicule commandera éventuellement freins et accélérateur si le but de l'expérience est de tester l'asservissement latéral, et inversement, cet opérateur pourra commander le volant si l'expérience porte sur l'asservissement longitudinal.

Chapitre 7

MODÉLISATION DU VÉHICULE REMI

INTRODUCTION.

Il est possible de dissocier les comportements dynamiques latéral et longitudinal par une approche statico-dynamique, qui consiste à considérer le comportement latéral du véhicule à vitesse stabilisée, puis son comportement longitudinal [BLO]. Nous présentons donc successivement et indépendamment les modélisations latérale et longitudinale. Nous montrons que ces modélisations bénéficient beaucoup d'une analyse préalable des phénomènes physiques mis en jeu. Cette démarche est en effet indispensable à l'élaboration d'un modèle-hypothèse (entrées, sorties, variables d'état du modèle, ordre…), même si la plupart des paramètres du modèle final n'ont pas de signification physique. Nous mettons également en évidence que, si certains de ces phénomènes sont suffisamment bien modélisés, il est aisé d'intégrer cette connaissance dans le réseau modèle.

I. MODÉLISATION LATÉRALE.

Un modèle du comportement latéral du véhicule, c'est-à-dire du comportement dynamique de son cap en réponse à la commande du volant, est nécessaire à l'élaboration du système de commande pour l'asservissement sur trajectoire du véhicule. Les caractéristiques de cette dynamique latérale sont essentiellement dues à :
- l'actionneur du volant,
- à la cinématique (donc à la géométrie) du véhicule,
- à l'inertie en lacet du véhicule.

La position du volant étant mesurée, nous avons pu modéliser séparément l'actionneur.

I.1. MODÉLISATION DE L'ACTIONNEUR DU VOLANT.

Les variables intervenant dans la description de l'actionneur du volant sont : en entrée, l'angle commandé α, et en sortie, l'angle du volant mesuré β_p. Cet actionneur est constitué d'un moteur à courant continu entraînant une courroie solidaire de la colonne de direction. Aux petits signaux, un modèle entrée-sortie du premier ordre linéaire décrit correctement le comportement de l'actionneur. Cependant, le dépouillement des essais fait également apparaître :
- une saturation de l'amplitude de l'angle du volant de l'ordre de : $\beta_{max} \approx 0{,}5\ rd$,

- une saturation de la vitesse de rotation de l'angle du volant de l'ordre de : $d\beta/dt_{max} \approx 0{,}2\ rd/s$.
(Ces valeurs des saturations en amplitude et en vitesse du *volant* correspondent en fait à celles des *roues*). Ces caractéristiques confèrent à l'actionneur une dynamique fortement non linéaire, qu'il importe de prendre en considération pour la conception d'un système de commande.

Réseau prédicteur.

L'hypothèse du premier ordre, et la prise en considération des saturations conduit à la définition d'un réseau prédicteur de la forme :
- pour une hypothèse NARX :

$$\beta(k+1) = \psi_{RN}\left(\beta_p(k), \alpha(k); C\right)$$

- pour une hypothèse NBSX :

$$\beta(k+1) = \varphi_{RN}\left(\beta(k), \alpha(k); C\right)$$

- pour une hypothèse NARMAX du premier ordre enfin :

$$\beta(k+1) = \varphi_{RN}\left(\beta_p(k), \alpha(k), e(k); C\right)$$

avec $e(k) = \beta_p(k) - \beta(k)$.

Séquences d'apprentissage et de test.

Ces séquences de mesures ont été effectuées pendant un asservissement du cap du processus sur un cap de consigne à l'aide d'un correcteur proportionnel à gain constant[1]. On dispose d'une dizaine d'enregistrements d'une durée moyenne de 30 secondes. La fréquence d'échantillonnage est de 25 Hz (pas d'échantillonnage $\Delta T=0{,}04$ s), pour l'asservissement et l'enregistrement. La moitié des enregistrements environ correspond à des consignes en créneaux d'amplitude $\pm \pi/2$ rd, les autres sont relatifs à des consignes en créneaux de faible amplitude (entre 0,05 et 0,1 rd). Nous utilisons tous les enregistrements pour l'apprentissage, à l'exception de deux d'entre eux, un de chaque type, destinés à l'estimation de la performance.

Nous avons effectué l'identification à l'aide de deux types de réseaux, pour des motifs que nous allons exposer maintenant.

1) Réseau à neurones cachés avec fonction d'activation sigmoïdale.

L'identification à l'aide de prédicteurs bouclés et non bouclés conduit à une performance équivalente, pour le prédicteur utilisé bouclé. Ceci indique à la fois que le processus est assez peu bruité, qu'il n'est pas affecté par des perturbations déterministes non mesurées, et que l'identification est de bonne qualité. Les meilleurs résultats sont atteints avec un réseau prédicteur

---

[1] Nous avons justifié au chapitre 3 l'intérêt de l'identification en boucle fermée, qui permet l'exploration du domaine de fonctionnement désiré pour le système commandé ; nous négligeons le fait que l'entrée de commande ne doit plus être considérée comme une entrée exogène, mais comme la réalisation d'une variable aléatoire, pour l'identification.

NARX (non bouclé) possédant deux neurones cachés. Les figures 1a) et 1b) montrent la performance de ce réseau prédicteur, *utilisé bouclé*, sur les deux séquences de test.

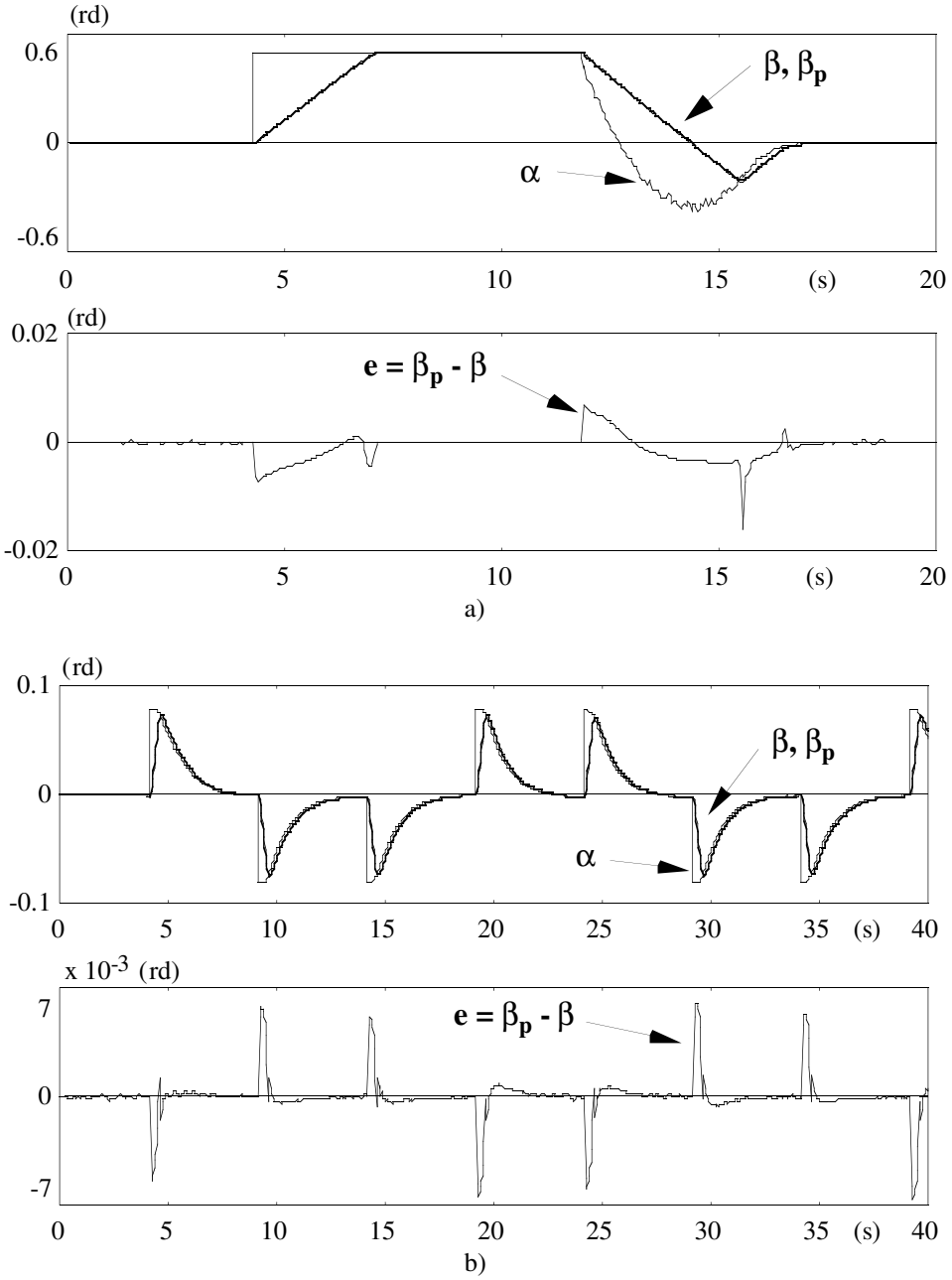

Figure 1.
Modélisation de l'actionneur du volant par un réseau prédicteur NARX :
test du prédicteur utilisé bouclé sur les séquences de test.

La figure 1a) correspond à la séquence de test obtenue pour de grandes amplitudes de consigne, et fait donc apparaître les deux saturations de l'actionneur, saturation en amplitude de l'angle du volant, et saturation de sa vitesse angulaire. La commande est bruitée, car calculée par un correcteur proportionnel ayant pour argument la vitesse du véhicule, dont l'estimation est entachée de bruit à haute vitesse.

La figure 1b) correspond à la séquence de test obtenue pour de petites amplitudes de consigne, et fait apparaître la saturation angulaire. On peut observer que la partie aléatoire de l'erreur (le bruit) est très faible relativement aux erreurs de modélisation déterministes.

À cause de la double saturation, il est intéressant, ici, d'analyser les coefficients du réseau obtenu. L'apprentissage fournit le réseau présenté en figure 2. Les valeurs des coefficients du réseau sont d'ordres de grandeur très divers : ceci est nécessaire pour représenter les saturations de l'actionneur. En effet, la valeur de la plus petite de ces saturations est d'environ $\dot{\beta}_{max} \times \Delta T \approx 0.2 \times 0.04 = 8\ 10^{-3}$, ordre de grandeur à comparer à l'amplitude des sigmoïdes (à valeurs dans]-1; 1[) et aux valeurs de β_p, dont les valeurs appartiennent à [-0,5; 0.5]. Sans connaissance *a priori* du système à identifier, il n'est donc pas conseillé de pénaliser l'amplitude des coefficients d'un réseau.

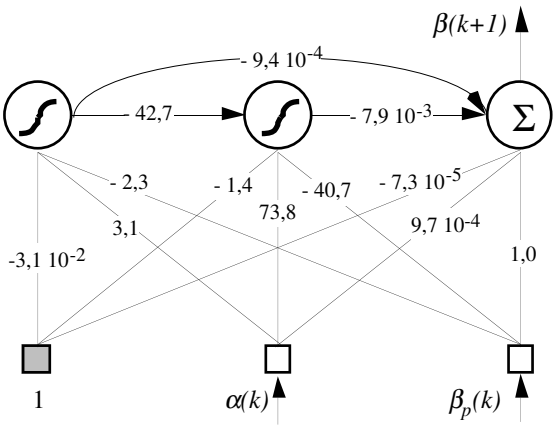

Figure 2.
Réseau prédicteur non bouclé à sigmoïdes pour la modélisation de l'actionneur du volant.

2) Réseau à neurones cachés avec fonction d'activation " saturation ".

Les premiers essais d'asservissement avec le véhicule ont nécessité plusieurs modifications de la période d'asservissement. Une transposition, même approchée, à un autre pas d'échantillonnage du réseau précédent étant pratiquement impossible (inconvénient de la modélisation à temps discret avec des modèles non linéaires signalé au chapitre 3), nous avons identifié un réseau rediscrétisable à volonté : ceci était possible en raison de la nature du processus, très bien approché par un premier ordre linéaire affecté de deux saturations. Nous avons effectué l'identification à l'aide d'un prédicteur constitué de deux neurones avec fonction d'activation de type saturation, dont les amplitudes ont été fixées d'après l'analyse des données. Le modèle obtenu est présenté sur la figure 3. À partir des coefficients obtenus, au même pas d'échantillonnage ΔT=0,04 s, on estime la valeur de la constante de temps à τ=0,1 s. La performance de ce nouveau réseau est presque aussi bonne que celle du réseau à sigmoïdes. L'objectif principal étant de prendre en considération les saturations de façon explicite pour la commande, cette performance est jugée suffisante. Ces caractéristiques sont en effet soit ignorées (voir par exemple [SHI90], où les auteurs prennent seulement la constante de temps de l'actionneur en considération, et non ses saturations), soit

considérées indirectement (par exemple avec un terme de pondération sur la grandeur de commande, ou de ses variations, dans la fonction de coût d'une commande LQ).

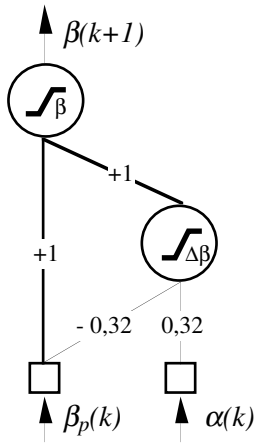

Figure 3.
Réseau prédicteur non bouclé à saturations (rediscrétisable) pour la modélisation de l'actionneur du volant avec $\Delta\beta_{max} = 0{,}008$; $\beta_{max} = 0{,}5$.

I.2. MODÉLISATION DU COMPORTEMENT LATÉRAL DE REMI.

Nous nous sommes intéressés à la modélisation dynamique latérale du véhicule sur terrain plat (les systèmes de commande synthétisés ont toutefois pu être utilisés en terrain accidenté, dans des conditions de pente et de dévers importants, comme nous le verrons au chapitre 8). Les variables choisies pour décrire le processus sont l'angle du volant β_p, le cap du véhicule ψ_p, et la position (x_p, y_p) du point situé au milieu de l'essieu arrière du véhicule, point choisi pour être asservi sur la trajectoire de consigne, ou *point de commande*. Justifions le choix de ce point, qui est moins manœuvrable que les autres points de l'axe longitudinal du véhicule[2]. Il présente entre autres les avantages suivants :

- il se situe à l'emplacement du point de localisation (la vitesse odométrique est celle de ce point),
- la direction de la vitesse en ce point est, à la dérive des pneus arrières près, celle de l'axe longitudinal du véhicule, et donc du cap de celui-ci.

I.2.1. Modèle cinématique d'un tricycle.

La modélisation cinématique d'un véhicule à quatre roues est souvent effectuée comme celle du tricycle de la figure 4, avec roue avant directrice et roues arrières motrices. Dans des conditions d'adhérence parfaite (roulement sans glissement), cette cinématique est régie par les équations à temps continu suivantes :

---

[2] Alors que l'orientation de la vitesse des autres points de l'axe dépend de l'angle des roues avant, et peut donc être commandée, la vitesse du point situé au niveau de l'essieu arrière est toujours orientée selon l'axe longitudinal.

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \psi \\ \dot{y} = v \sin \psi \\ \dot{\psi} = \frac{v}{L} tg\ \beta \end{cases}$$

où x et y sont les coordonnées du milieu de l'essieu arrière du modèle, ψ est son cap (c'est-à-dire l'orientation de la vitesse du point de commande), β est l'angle de la roue directrice et v est la vitesse du milieu de l'essieu arrière. L est l'empattement du véhicule, c'est-à-dire la distance entre essieux.

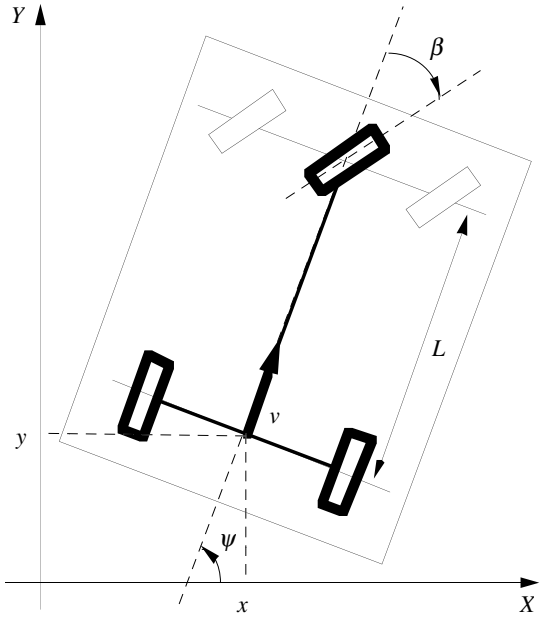

Figure 4.
Modèle tricycle : notations.

I.2.2. Modélisation neuronale.

En supposant une adhérence parfaite, les deux premières équations sont toujours vérifiées. En revanche, la variation de cap du véhicule en fonction de l'angle du volant dépend du mécanisme de direction. On se contente souvent du modèle cinématique du tricycle linéarisé :

$$\dot{\psi} = \frac{v}{L} \beta$$

Afin de disposer d'un modèle aussi précis que possible, et d'éviter toute démarche linéarisante, nous avons réalisé la modélisation de la relation reliant l'angle des roues β_p et le cap ψ_p.

Prédicteur neuronal.

Nous avons supposé que la variation de cap était effectivement proportionnelle à la vitesse du véhicule et inversement proportionnelle à son empattement (comme pour le tricycle). Nous avons donc réalisé l'identification avec un prédicteur non bouclé de la forme :

$$\psi(k+1) = \psi_p(k) + \frac{v_p(k)}{L} \psi_{RN}\left(\beta_p(k+1); C\right)$$

et un prédicteur bouclé :

$$\psi(k+1) = \psi(k) + \frac{v_p(k)}{L} \psi_{RN}\left(\beta_p(k+1); C\right)$$

Dans les deux cas, le sous-réseau réalisant la fonction ψ_{RN} soumis à apprentissage est statique.

Séquences d'apprentissage et de test.

Elles sont obtenues dans les mêmes conditions que les précédentes. La vitesse n'y varie qu'entre 0 et 5 m/s, mais le fait d'avoir imposé une dépendance en la vitesse multiplicative permet de se satisfaire de ces données (ψ_{RN} n'est pas fonction de la vitesse v_p).

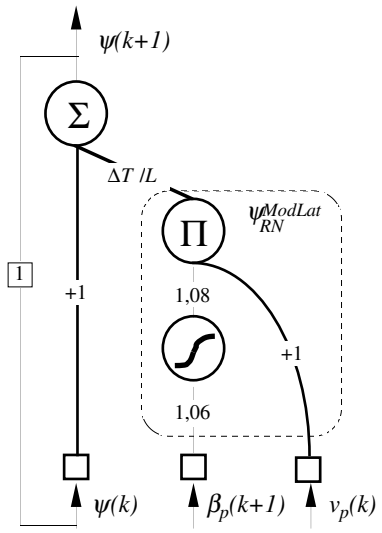

Figure 5.
Réseau prédicteur bouclé du comportement latéral de REMI.

L'identification à l'aide d'un prédicteur bouclé donne des résultats significativement meilleurs qu'un prédicteur non bouclé, ce qui s'explique par le caractère bruité de la mesure du cap ψ_p. Le processus s'écarte assez peu du comportement linéaire et est très correctement identifié avec un prédicteur possédant un seul neurone caché sigmoïdal. Le prédicteur est représenté sur la figure 5 : le réseau statique obtenu, appelé ψ_{RN}^{ModLat}, comprend en fait un neurone linéaire ; le " neurone Π " effectue un produit de ses entrées. Les connexions dont les coefficients ont été maintenus fixes pendant l'apprentissage sont représentées en traits gras.

Afin de comparer le modèle neuronal au modèle tricycle et à son linéarisé, nous avons représenté sur la figure 6 la fonction réalisée par le réseau statique, accompagnée des points d'apprentissage (la moitié d'entre eux). Pour chaque point d'apprentissage, on a calculé (et reporté sur le graphe en fonction de $\beta_p(k)$) la valeur :

$$\frac{L}{v_p(k)} \frac{\psi_p(k+1) - \psi_p(k)}{\Delta T}$$

Le modèle tricycle réalise la fonction tangente, et le réseau de neurones la fonction ψ_{RN}^{ModLat}.

On constate, d'après la figure 6, que les trois modèles sont assez proches, mais que le modèle neuronal épouse plus fidèlement les données. Cette modélisation permet également de s'assurer de l'absence d'erreurs d'échelle (nombreux rapports de transmission entre l'angle du volant et celui de la roue).

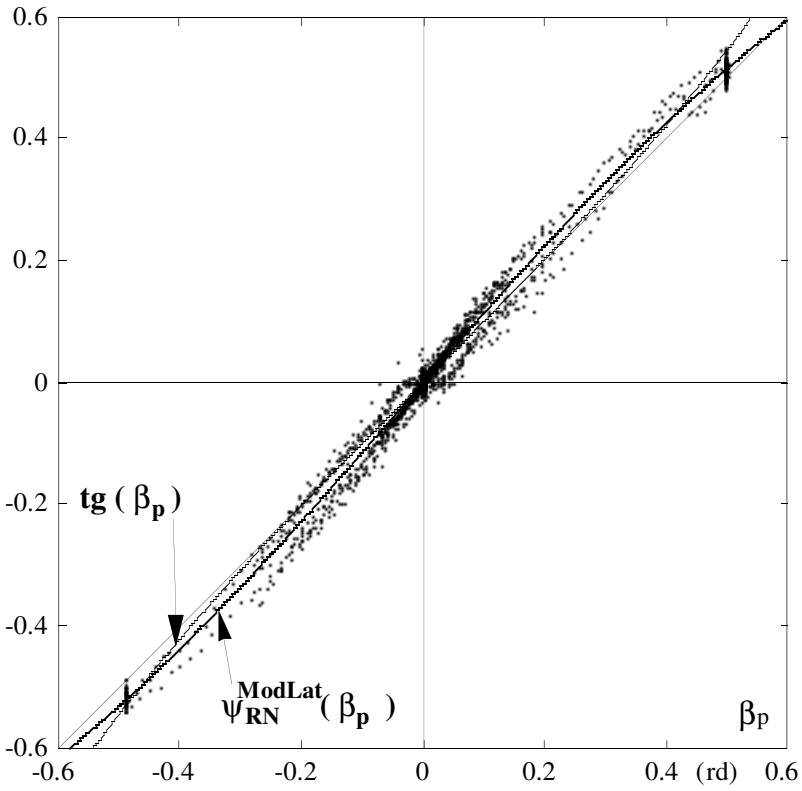

Figure 6.
Fonction réalisée par le réseau de neurones du prédicteur du comportement latéral de REMI.

Limites du modèle latéral neuronal.

Une modélisation complète eût demandé de considérer l'inertie en lacet du véhicule, c'est-à-dire le moment du véhicule par rapport à l'axe de lacet (l'axe vertical passant par le centre de gravité du véhicule). Si le véhicule est neutre, celui-ci se situe à égale distance des deux essieux. Dans ce cas, on obtient un modèle dynamique de la forme (modèle linéarisé aux petits angles β) :

$$J_z \frac{d^2\psi}{dt^2} = \frac{D\,L}{2}\,\beta - \frac{D\,L^2}{2\,v}\,\frac{d\psi}{dt}$$

où J_z est l'inertie en lacet, et D est la rigidité de dérive au niveau d'un essieu[3]. Si J_z=0, on retrouve bien le modèle linéarisé cinématique. Cette dynamique latérale ne sera prise en considération qu'au niveau de la commande, en limitant la vitesse pour éviter des accélérations latérales trop importantes.

---

[3] La force latérale $\overrightarrow{F_{lat}}$ s'exerçant au niveau des pneus est de la forme :

$$\left|\overrightarrow{F_{lat}}\right| = D\,\delta$$

où δ est l'angle de dérive des pneus.

I.3. MODÈLE LATÉRAL GLOBAL.

Le modèle global de la dynamique latérale du véhicule est représenté sur la figure 7. Nous notons les opérations réalisées par le réseau de simulation comme suit :

$$\begin{cases} \beta(k) = sat_{\beta_{max}}\left(\beta(k\text{-}1) + sat_{\Delta\beta_{max}}\left(a_{lat}\left(\alpha(k\text{-}1) - \beta(k\text{-}1)\right)\right)\right) \\ \psi(k) = \psi(k\text{-}1) + \frac{\Delta T}{L}\, v_p(k\text{-}1)\, \psi_{RN}^{ModLat}\left(\beta(k\text{-}1)\right) \end{cases}$$

où ψ_{RN}^{ModLat} est la fonction réalisée par le réseau non bouclé de la figure 5, et a_{lat}=0,32 (voir figure 3 représentant le modèle de l'actionneur).

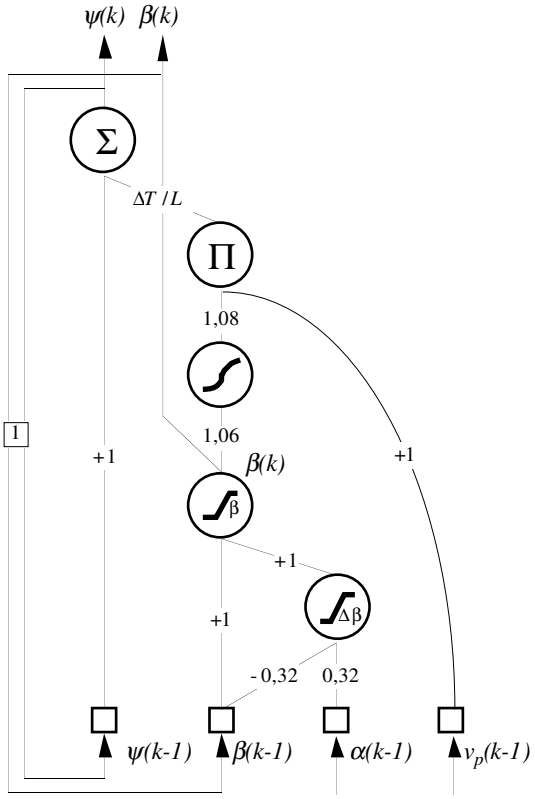

Figure 7.
Modèle dynamique latéral global de REMI.

Le modèle à temps discret du déplacement du point de commande est obtenu à l'aide de la méthode d'Euler (ces deux dernières équations ne sont pas représentées sur la figure 7) :

$$\begin{cases} x(k) = x(k\text{-}1) + v_p(k\text{-}1)\, \Delta T\ cos\left(\psi(k\text{-}1)\right) \\ y(k) = y(k\text{-}1) + v_p(k\text{-}1)\ \Delta T\ sin\left(\psi(k\text{-}1)\right) \end{cases}$$

Ce modèle a l'intérêt de prendre en considération explicite la dynamique de l'actionneur de la direction, d'être économe en nombre de neurones, et d'être plus précis que les modèles classiques utilisés auparavant (modèle cinématique du tricycle, ou son linéarisé). Comme nous l'avons signalé, ses limites sont dues au fait que l'inertie de lacet a été négligée. Pour la simulation, la vitesse v_p mesurée du véhicule sera remplacée par la vitesse simulée notée v.

Un exemple de résultat de modélisation complète (ψ en réponse à la commande α) par le modèle latéral bouclé est donné dans [RIV93b] et [RIV94].

II. MODÉLISATION LONGITUDINALE.

Pour concevoir un asservissement de la vitesse du processus, il est nécessaire de disposer de son modèle longitudinal, qui est un modèle de son comportement dynamique longitudinal en réponse aux commandes des actionneurs mis en jeu. Rappelons que l'asservissement de la vitesse utilise trois actionneurs :

1) L'action sur le papillon des gaz est réalisée à l'aide d'un moteur à courant continu, avec mesure de la position.

2) L'action sur le circuit hydraulique de freinage est réalisée à l'aide d'une servo-valve qui permet de modifier la pression dans le circuit hydraulique, avec mesure de cette pression.

3) Le changement de vitesse s'effectue à l'aide d'un moteur à courant continu agissant sur le sélecteur, avec mesure de la position angulaire du levier. Ajoutons que REMI possède une boîte automatique, et donc que l'on ne peut pas commander le passage des rapports avec le sélecteur.

Le comportement longitudinal d'un véhicule à moteur thermique met en jeu des phénomènes complexes au niveau de la chaîne propulsive (moteur thermique et système de transmission de la puissance). La modélisation de ce comportement dynamique vise surtout à la mise au point d'un modèle de simulation destiné à l'apprentissage d'un correcteur, et éventuellement aussi à servir de modèle interne au sein du système de commande. Il importe donc que ce modèle soit suffisamment représentatif, mais aussi suffisamment simple (qu'il soit décrit par un nombre raisonnable de variables d'état) pour rendre praticables un apprentissage ainsi qu'une utilisation en temps réel (comme modèle interne). Il est ainsi admis dans la littérature qu'un bon simulateur possède au moins neuf états, mais qu'un modèle à trois états suffit en général à l'élaboration d'une loi de commande satisfaisante [SHL78].

Nous allons maintenant présenter les éléments de modélisation physique qui ont permis d'établir partiellement la structure du modèle-hypothèse, puis la modélisation neuronale elle-même.

II.1. ÉLÉMENTS DE MODÉLISATION PHYSIQUE.

L'équation de la dynamique longitudinale du véhicule s'écrit, en projection selon l'axe longitudinal du véhicule :

$$M\,\gamma = M\,\frac{dv}{dt} = F_{TR} + F_{PERT}$$

où M est la masse du véhicule, γ est l'accélération longitudinale du véhicule, v est sa vitesse. F_{TR} est la force de traction appliquée au niveau des roues. F_{PERT} sont des forces perturbatrices. Notre modélisation physique est très inspirée de l'article de Hedrick [HED91] pour les aspects généraux, ainsi que de [MIN93b] pour ce qui concerne le véhicule REMI plus particulièrement.

II.1.1. Force transmise au niveau des roues.

Il s'agit de la force transmise par l'intermédiaire des pneus. Dans un large domaine de fonctionnement, cette force est proportionnelle au pseudo-glissement :

$$F_{TR} = K_r\, i$$

où K_r est la rigidité longitudinale des pneus, et i est le pseudo-glissement. Ce dernier s'exprime de la façon suivante :

$$i = \frac{R\,\omega_r - v}{R\,\omega_r}$$

où R est le rayon des roues, et ω_r est la vitesse angulaire des roues. La valeur du pseudo-glissement dépend du terrain et des pneus, mais on estime en général que sa valeur maximale est de 0,15.

Il faut, pour calculer ω_r, ou du moins déteminer de quels facteurs elle dépend, modéliser la chaîne propulsive et le freinage. La chaîne propulsive comprend le moteur (à combustion interne), le coupleur hydraulique, la boîte de vitesse, la boîte de transfert, les ponts et les roues, comme le montre la figure 8.

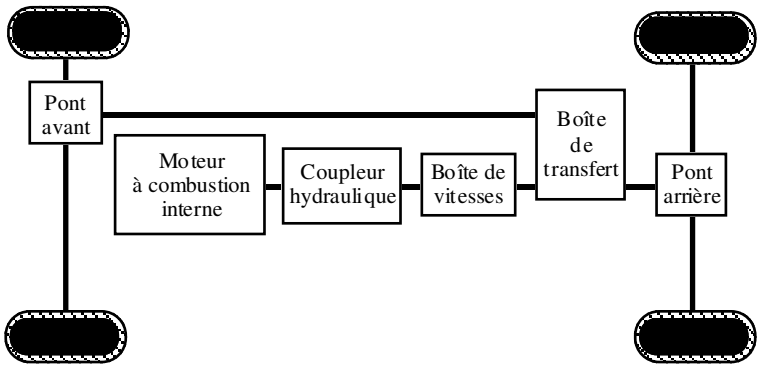

Figure 8.
Chaîne de propulsion.

Le couple moteur s'écrit :

$$J(r)\,\frac{d\omega_r}{dt} = \mathcal{M}_m - R\;F_{TR} - \mathcal{M}_f$$

où $\mathcal{M}_m$ est le couple dû au moteur en sortie de boîte. $\mathcal{M}_f$ est le couple de freinage dû aux plaquettes et tambours arrières. J est l'inertie des pièces tournantes, y compris celles du moteur, ramenées sur l'arbre des roues. J dépend donc du rapport engagé r. Son expression est :

$$J(r) = J_r + J_m\, r_{pont}\, r^2$$

où J_r est l'inertie des pièces tournant à la vitesse angulaire des roues, et J_m est l'inertie des pièces tournant à la vitesse de rotation du moteur ; r_{pont} est le rapport de transmission des ponts avant et arrière.

D'après l'expression du pseudo-glissement, la vitesse ω_r peut être reliée à la vitesse longitudinale du véhicule par la relation :

$$\omega_r = \frac{v}{R\left(1 - i\right)}$$

On considère que l'on a de façon approchée (comme $i \le 0{,}15$) :

$$\omega_r = \frac{v}{R}$$

Exprimons maintenant la force F_{TR} :

$$F_{TR} = -\frac{J(r)}{R}\frac{d\omega_r}{dt} + \frac{\mathcal{M}_m - \mathcal{M}_f}{R}$$

En remplaçant ω_r par son expression en fonction de v :

$$F_{TR} = -\frac{J(r)}{R^2}\frac{dv}{dt} + \frac{\mathcal{M}_m - \mathcal{M}_f}{R}$$

II.1.2. Forces perturbatrices.

Les forces perturbatrices considérées ont trois origines : les résistances de l'air (F_{AIR}), au roulement (F_{ROU}), et en pente (F_{PEN}) :

$$F_{PERT} = F_{AIR} + F_{ROU} + F_{PEN}$$

II.1.2.1. Résistance de l'air.

L'expression de la résistance aérodynamique est la suivante :

$$F_{AIR} = -0{,}5\ \rho\ S\ C_x\ v_{air}^2$$

où ρ désigne la masse volumique de l'air, S la surface frontale du véhicule, C_x le coefficient de pénétration dans l'air, et v_{air} la vitesse du véhicule par rapport à la masse d'air. En l'absence de vent, on peut considérer cette force comme proportionnelle au carré de la vitesse du véhicule. Pour des vitesses inférieures à 60 km/h, la décélération qu'elle provoque est négligeable.

II.1.2.2. Résistance au roulement.

Cette résistance provient du travail de déformation des roues et de la chaussée. Cette résistance augmente théoriquement avec la vitesse. Cependant, elle varie très peu pour des vitesses inférieures à 60 km/h. Des essais en " roue libre " effectués avec REMI l'ont confirmé [MIN93b]. Ces essais consistent à mesurer la décélération du véhicule γ_{ROU} en ayant débrayé, et, connaissant la décélération due à la résistance de l'air, à en déduire la résistance au roulement par la relation :

$$F_{ROU} = M\ \gamma_{ROU}$$

Dans la plage des basses vitesses, la décélération observée est effectivement constante.

II.1.2.3. Résistance en pente.

La résistance en pente s'exprime en fonction de la pente p du terrain suivant la relation :

$$F_{PEN} = -M\ g\ \sin(p)$$

où g est l'accélération de la pesanteur. La pente p est estimée à l'aide de la centrale inertielle présente à bord du véhicule (qui fournit en fait le tangage de celui-ci, et non directement la pente du terrain).

II.1.3. Modèle global.

Réécrivons la relation fondamentale de la dynamique. Il vient :

$$\left(M + \frac{J(r)}{R^2}\right)\frac{dv}{dt} = \frac{\mathcal{M}_m - \mathcal{M}_f}{R} + F_{PERT}$$

Or nous avons vu que J(r) s'exprimait comme la somme d'une constante et du carré du rapport engagé : J(r) a une valeur plus importante en première qu'en quatrième. On peut donc remplaçer J(r) par un terme correctif K sur la masse du véhicule selon l'équation :

$$M + \frac{J(r)}{R^2} = M\,(1 + K)$$

En remplaçant également les forces perturbatrices par leurs expressions, on obtient finalement :

$$\frac{dv}{dt} = \frac{\mathcal{M}_m - \mathcal{M}_f}{R\,M\,(1+K)} - \frac{0{,}5\;r\;S\;C_x\;v^2}{M\,(1+K)} - \frac{F_{ROU}}{M\,(1+K)} - \frac{g\;sin\,(p)}{1+K}$$

Il reste à établir, pour obtenir le modèle global, les expressions du couple moteur $\mathcal{M}_m$ et du couple de freinage $\mathcal{M}_f$.

II.1.3.1. Couple moteur.

Le moteur de REMI est un moteur à essence équipé d'un système d'injection. On cherche T, le couple fourni par le moteur. Idéalement, la modélisation complète requiert la prise en considération de l'ouverture du papillon des gaz, de la vitesse de rotation du moteur, de l'avance à l'allumage, de la composition du mélange air-essence, et de la recirculation des gaz d'échappement. Pratiquement, seules les deux premières variables peuvent être facilement mesurées. Pour les autres, on est amené à faire les hypothèses suivantes :

- l'avance à l'allumage est optimale, quelles que soient les conditions de charge du moteur,
- le mélange air-essence est effectué aux conditions stœchiométriques, quelles que soient les conditions de fonctionnement,
- la recirculation des gaz d'échappement est négligée.

Sous ces hypothèses, le couple T n'est fonction que du régime moteur ω_m et de la masse de gaz d'échappement. On peut même ramener cette dépendance à une dépendance en θ, ouverture du papillon :

$$T = T\left(\omega_m, \theta\right)$$

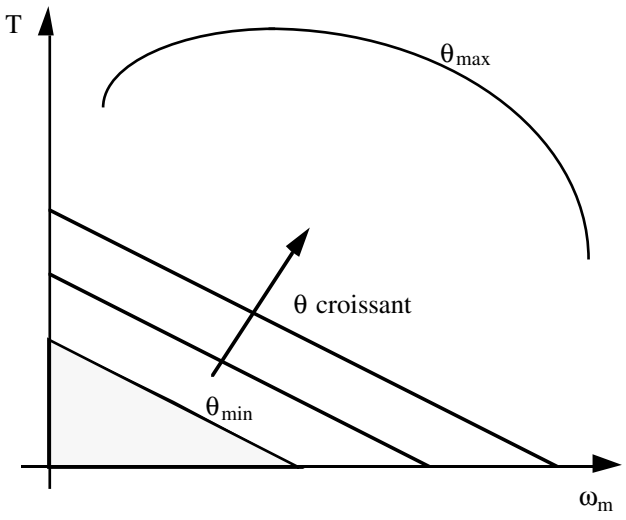

Figure 9.
Allure générale de la relation entre le couple moteur T, le régime moteur ω_m et l'ouverture papillon θ.

Pratiquement, même sous ces hypothèses restrictives, il est très difficile d'identifier cette relation approchée. Une solution consiste à faire effectuer l'identification du moteur par l'I. F. P. (Institut Français du Pétrole), qui dispose à cet effet de bancs d'essais. Les caractéristiques $T(\omega_m, \theta)$ que l'on peut obtenir par ce moyen ont en général, pour des moteurs à combustion interne du type de celui de REMI, la forme indiquée sur la figure 9. On observe une relation à peu près linéaire aux faibles ouvertures papillon et faible régime moteur [MIN93b], et une forme " en cloche " aux grandes ouvertures papillon (la seule courbe fournie par les constructeurs est en général la courbe à ouverture papillon maximale θ_{max}).

Finalement, le couple moteur en sortie de boîte, en considérant la boîte de transfert non engagée, a pour expression :

$$\mathcal{M}_m = \mu\, r_{pont}\, r\, \eta_{boîte}\, T\left(\omega_m, \theta\right)$$

où μ est un facteur de conversion entre le couple moteur et le couple transmis à la boîte, r_{pont} est la valeur du rapport du pont, r est celle du rapport de la boîte de vitesses, et $\eta_{boîte}$ est le rendement au niveau de la boîte de vitesses. Pour une boîte de vitesses automatique, la connaissance de r peut être obtenue en calculant le rapport entre le régime moteur et la vitesse du véhicule, celle-ci étant directement liée à la vitesse de rotation des roues, et donc à celle du moteur.

II.1.3.2. Couple de freinage.

On adopte en général pour un système de freinage du type de celui de REMI un modèle linéaire du premier ordre de l'action par les freins [HED91] :

$$\tau_{FR}\ \dot{\mathcal{M}}_f + \mathcal{M}_f = k_\pi\, \pi$$

où π est la pression dans le circuit de freinage, et k_π est une constante fonction des paramètres du système de freinage. La constante de temps de l'actionneur τ_{FR} est en général assez faible, et négligée : $\mathcal{M}_f = k_\pi\, \pi$

Des essais en freinage ont montré que cette hypothèse était justifiée pour REMI [MIN93b]. L'actionneur du freinage de REMI est en effet une servo-valve commandée en courant et constituée d'un moteur à courant continu très faible puissance.

II.1.3.3. Expression finale.

L'expression générale d'un modèle physique simplifié est donc :

$$\frac{dv}{dt} = \frac{\mu\, r_{pont}\, r\, \eta_{boîte}\, T\left(\omega_m, \theta\right)}{R\, M\left(1+K\right)} - \frac{k_\pi\, \pi}{R\, M\left(1+K\right)} - \frac{0{,}5\, r\, S\, C_x\, v^2}{M\left(1+K\right)} - \frac{F_{ROU}}{M\left(1+K\right)} - \frac{g\, \sin\left(p\right)}{1+K}$$

où ω_m s'exprime en fonction de la vitesse :

$$\omega_m = r_{pont}\, r\, \omega_r = r_{pont}\, v$$

À titre de comparaison, citons le modèle longitudinal du véhicule DARDS [FAR93], véhicule " jumeau " de REMI, modèle également destiné à servir pour la commande du véhicule (non pour la simulation). L'équation globale retenue est de la forme :

$$M\frac{dv}{dt} = K_1\, C_{mot} - K_2\, v - 0{,}5\, r\, S\, C_x\, v^2 - R_{rou} - M\ g\, \sin\left(p\right) - F_{frein}$$

où les constantes dépendent du rapport engagé, et où la modélisation du moteur (C_{mot}) est réalisée à l'aide d'une cartographie de puissance moyenne en fonction de l'ouverture papillon d'admission et de la vitesse de rotation du moteur. L'identification est effectuée à l'aide d'une série d'essais effectués dans des conditions connues de pente, de vent, etc.

Une modélisation analogue est également fournie dans [LIU93].

II.2. MODÉLISATION NEURONALE.

Cette première approche par une modélisation physique du véhicule nous a permis de formuler le modèle-hypothèse entrée-sortie non linéaire discret du premier ordre suivant :

$$v_p(k) = f\Big(v_p(k\text{-}1),\, \theta(k\text{-}1),\, \pi(k\text{-}1),\, r_p(k\text{-}1)\Big) - \frac{g\,\Delta T}{1 + K\left(r_p(k\text{-}1)\right)}\, sin\, p_p(k\text{-}1)$$

où v_p est la vitesse mesurée du véhicule (par l'odomètre), θ est la commande de la position angulaire du papillon, π est la commande de la pression dans le circuit de freinage ; r_p est le rapport transmission : il est estimé à partir du rapport de la vitesse du véhicule et de la vitesse de rotation du moteur, également mesurée en temps réel. $K(r_p)$ est le facteur d'inertie (connu) fonction du rapport engagé ; p_p est l'estimation de la pente du terrain donnée par la centrale inertielle placée à bord du véhicule. Pente et rapport engagé sont considérés comme des entrées perturbatrices mesurées.

Normalisation des entrées.

Afin de ne pas surestimer l'influence de certaines entrées au détriment d'autres pour des raisons purement numériques, il est toujours souhaitable de normaliser les ordres de grandeur des entrées s'ils sont très disparates.

- Le rapport r_p prend des valeurs, théoriquement quantifiées, comprises entre 1 et 4. Afin de faciliter l'apprentissage, nous avons normalisé cette valeur entre 1 (en première) et 0,25 (en quatrième). La variable utilisée est désignée par ρ_p, et s'exprime en fonction de r_p suivant la relation :

$$\rho_p(k) = 1 - r_p(k)$$

  Les valeurs qui sont fournies au réseau sont des valeurs quantifiées, correspondant aux valeurs des quatre rapports de vitesses soit :

$$\rho_p\left(1^{ère}\right) = 0{,}00\ ;\ \rho_p\left(2^{nde}\right) = 0{,}40\ ;\ \rho_p\left(3^{ème}\right) = 0{,}64\ ;\ \rho_p\left(4^{ème}\right) = 0{,}75\ .$$

- Les entrées de commande θ et π sont normalisées entre 0 et 1 et -1 et 0 respectivement. Comme nous avons imposé que l'asservissement de vitesse ne conduise jamais à une utilisation simultanée du frein et de l'accélérateur, nous aurions pu n'utiliser qu'une entrée de commande. Cependant, conserver deux entrées distinctes permet d'économiser beaucoup de neurones cachés, car les caractéristiques des deux entrées sont très différentes. Les commandes θ et π seront néanmoins représentées sur le même graphe.
- Enfin, la vitesse est divisée par dix, et prend ainsi des valeurs comprises entre 0 et 2 dans la plage de vitesses considérée (0-20 m/s soit 0-72 km/h).

Prédicteur neuronal.

Nous avons utilisé des prédicteurs neuronaux bouclés (NBSX) de la forme :

$$v(k+1) = \varphi_{RN}\left(v(k), \theta(k), \pi(k), \rho_p(k); C\right) - \frac{g\,\Delta T}{1 + K\left(\rho_p(k)\right)} sin\left(p_p(k)\right)$$

et des prédicteurs non bouclés (NARX) :

$$v(k+1) = \psi_{RN}\left(v_p(k), \theta(k), \pi(k), \rho_p(k); C\right) - \frac{g\,\Delta T}{1 + K\left(\rho_p(k)\right)} sin\left(p_p(k)\right)$$

Les prédicteurs sont de type complètement connecté, à neurone de sortie à fonction d'activation particulière (que nous notons Id+) :

$$\begin{cases} Id+\left(v\right) = v & v \geq 0 \\ Id+\left(v\right) = 0 & v < 0 \end{cases}$$ avec, pour l'apprentissage, la dérivée : $$\begin{cases} Id+'\left(v\right) = 1 & v \geq 0 \\ Id+'\left(v\right) = 0 & v < 0 \end{cases}$$

Cette fonction d'activation impose au véhicule de ne pas se mouvoir en arrière, ce qui correspond bien à une réalité mécanique. L'utilisation de cette fonction d'activation nous a permis de réaliser l'identification du processus à l'aide de réseaux beaucoup plus petits que ceux possédant un neurone de sortie à fonction d'activation linéaire[4].

Séquences d'apprentissage et de test.

Nous avons disposé, pour l'identification, d'une dizaine d'enregistrements effectués pendant l'asservissement longitudinal du véhicule sur une vitesse de consigne variant de 0 à 15 m/s, avec divers correcteurs (PID linéaire, NID[5] neuronal, commande avec modèle interne…). La figure 10 présente un exemple typique de ces enregistrements. D'autres enregistrements, à basse vitesse uniquement, ont aussi été utilisés pour l'apprentissage. La pente du terrain est nulle pour toutes les séquences d'apprentissage.

Résultats d'identification.

Un prédicteur bouclé donne une meilleure performance qu'un modèle de simulation obtenu à partir d'un prédicteur non bouclé. La figure 10 représente une séquence de test. La vitesse v du modèle est représentée en trait fin, et celle du processus v_p en trait gras. L'erreur est relativement importante, ce qui explique la meilleure performance de modèles de simulation obtenus à partir de prédicteurs bouclés que de prédicteurs non bouclés. En effet, étant donnée la simplicité du modèle, la plus grande part de la variance de l'erreur est due à une insuffisance de la modélisation de la partie déterministe du processus, et non aux bruits qui l'affectent. Or un réseau non bouclé ne doit être préféré à un réseau bouclé que si la modélisation déterministe peut être parfaite, et que le bruit est de type bruit d'état. Ceci n'étant pas le cas, une identification avec un prédicteur non bouclé peut conduire à un modèle de simulation dont la sortie diverge totalement de celle du processus.

---

[4] Si le neurone de sortie est linéaire, il faut des neurones cachés supplémentaires pour interdire à la sortie de prendre des valeurs négatives.

[5] NID : correcteur Non linéaire Intégral et Dérivé (cf. chapitre 5).

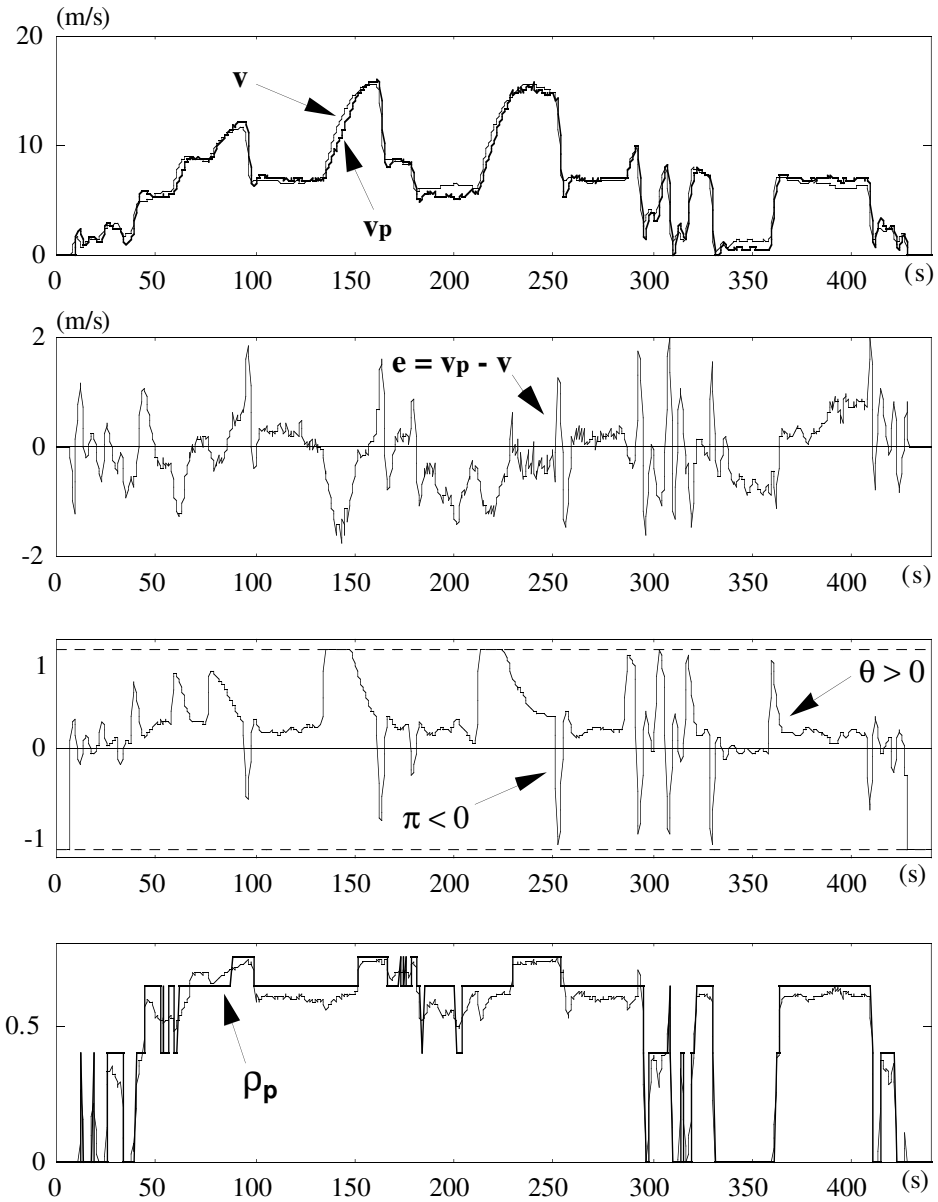

Figure 10.
Modélisation du comportement longitudinal de REMI : performance sur une séquence de test d'un réseau bouclé complètement connecté à trois neurones cachés et à neurone de sortie à fonction d'activation Id+.

Les résultats de la figure 10 sont obtenus avec un réseau possédant 3 neurones cachés, parcimonie qui a donc été atteinte grâce aux choix particuliers effectués (choix et normalisation des entrées, fonction d'activation du neurone de sortie), sans lesquels le nombre de neurones cachés nécessaire à l'obtention de la même performance est de 7 environ. L'erreur quadratique moyenne est de 0,47 sur la séquence de test présentée, et de 0,45 sur l'ensemble d'apprentissage (l'unité de vitesse est le m/s). L'ajout de neurones cachés améliore un peu la performance sur l'ensemble d'apprentissage, mais reste sans effet sur le test.

Nous n'avons pas identifié spécifiquement le comportement en marche arrière. Celui-ci est simulé à l'aide du même modèle, avec le rapport de la première, en inversant le signe de la vitesse obtenue (cette inversion de signe est réalisée dès que la position du sélecteur impose la marche arrière). Cette solution s'est révélée satisfaisante du point de vue de la performance en commande obtenue en utilisant le même modèle pour les simulations des déplacements en marche avant et

arrière. De même, l'influence de la pente, telle que le modèle physique l'impose, a été conservée sans procéder à une identification spécifique.

Globalement, le modèle obtenu procure une performance similaire à celle du modèle établi précédemment pour REMI. Il offre cependant l'avantage d'une plus grande simplicité et compacité que ce dernier, et il est ainsi préféré pour la simulation en laboratoire. Au chapitre 8 consacré à la commande de REMI, le modèle de simulation obtenu sera noté :

$$v(k) = \varphi_{RN}^{ModLon}\left(v(k\text{-}1),\, \theta(k\text{-}1),\, \pi(k\text{-}1),\, \rho(k\text{-}1)\right) - \frac{g\,\Delta T}{1 + K\left(\rho(k\text{-}1)\right)}\, sin\left(p(k\text{-}1)\right)$$

où φ_{RN}^{ModLon} est la fonction réalisée par la partie non bouclée du réseau de neurones, ses coefficients étant maintenant fixés.

Limites du modèle longitudinal neuronal.

Le comportement du modèle devient assez approximatif aux grandes ouvertures papillon et à grande vitesse (au dessus de 15 m/s), bien que le gain statique soit correct : le modèle est plus rapide que le processus. Ceci est notamment dû au fait que les séquences d'apprentissage contiennent trop peu de points dans ce domaine de fonctionnement. Pour améliorer la performance, il faudrait réaliser des expériences beaucoup plus systématiques. L'idéal serait évidemment de faire réaliser par des spécialistes l'identification de la relation exprimant le couple moteur en fonction du régime moteur ω_m et de l'ouverture papillon θ.

CONCLUSION.

La modélisation du comportement latéral et longitudinal d'un véhicule qui vient d'être présentée est un bon exemple d'utilisation des réseaux de neurones en tant que modèles dynamiques. Elle a permis d'élaborer un modèle fidèle du véhicule, meilleur que les modèles classiques existants (dans le cas latéral), ou comparable à ceux-ci (dans le cas longitudinal), et d'une remarquable compacité.

Cet exemple pratique de modélisation met surtout en lumière les faits suivants :

- la démarche neuronale peut tirer le même profit d'une étude physique des phénomènes mis en jeu que les approches classiques ;
- la modélisation physique conduit, selon les cas, à un modèle boîte noire (longitudinal) ou à un modèle dont la majeure partie des paramètres gardent une signification physique (latéral) ;
- les connaissances *a priori* peuvent facilement être intégrées dans un modèle neuronal en segmentant celui-ci (latéral), en faisant usage de neurones à fonction d'activation *ad-hoc*, par exemple une saturation ou un produit, et éventuellement en fixant la valeur de certains coefficients.