

# Approche Neuro-Adaptative pour la Prédiction du Délai de Bout-en-Bout dans Internet

S. Belhaj<sup>\*</sup>, M. Tagina<sup>\*\*</sup> et M-H. Zaher<sup>\*\*\*</sup>

<sup>\*</sup>*U.R. Analyse et Commande des Systèmes (ACS)  
Ecole Nationale d'Ingénieur de Tunis (ENIT), B.P. 37, 1002 Tunis*

<sup>\*\*</sup>*Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique (ENSI)  
Campus Universitaire de La Manouba, 2010 La Manouba  
{Salem.Belhaj, Moncef.Tagina }@ensi.rnu.tn*

<sup>\*\*\*</sup>*Tech-CICO - Institut Charles Delaunay  
Université de Technologie de Troyes / CNRS (FRE 2848)  
12 rue Marie Curie, 10010, Troyes Cedex, France  
zaher@utt.fr*

**Résumé:** Dans ce papier, nous nous intéressons à la prédiction du délai d'aller et retour RTT (Round Trip Time) dans Internet, dans le but d'établir une commande prédictive, dans le cadre d'une téléopération bilatérale longue distance, par une approche basée sur les Réseaux de Neurons Récurrent (RNR). Pour ce faire, nous mesurons les valeurs journalières du RTT entre le site maître et le site esclave. Par la suite nous organisons ces données en deux sous-ensembles. Les données relatives à une journée seront utilisées pour l'apprentissage du RNR. Tandis que celles des autres jours seront utilisées dans la phase de validation des performances du RNR.

**Mots clés:** RTT, retard de transmission, RNR, prédiction.

## INTRODUCTION

Le contrôle/commande des systèmes à distance, rendu possible par l'introduction du réseau dans la boucle de commande, induit des problèmes spécifiques dus au lien de communication. Ces problèmes relèvent des délais de bout-en-bout, gigue<sup>1</sup>, de la limitation de la bande passante, de la congestion, de la disponibilité et des pertes ou erreurs des informations transmises. Tous ces éléments sont les attributs de la Qualité de Service QoS (Quality of Service) de bout-en-bout offerte par le réseau de communication, qui selon (Pujolle, 2000) [6] est la même observée par les utilisateurs de la connexion de réseau aux deux extrémités. De ce fait, un facteur qui dégrade les performances d'un système de téléopération bilatérale (figure 1) est un délai de transmission des commandes et des informations de retour, aussi faible soit-il. D'autant plus que ce retard peut provoquer l'instabilité du système.

Le verrou scientifique majeur dans les systèmes rétrocontrôlés en réseaux (avec retour haptique et retour visuel) est le retard de communication qui peut être variable et/ou inconnu, entraînant parfois une instabilité ou une large dégradation des performances en boucle fermée.

L'influence du retard de communication sur la stabilité des systèmes de téléopération est un problème qui ne cesse d'attirer l'attention de la communauté scientifique [11, 5, 8]. D'ailleurs ce problème a fait l'objet de plusieurs états de l'art dans la littérature (Melchiorri, 2003 [2], Richard, 2003 [7]) et plus récemment (Hokayem & Spong, 2006) [10]. De ce fait, la prédiction du retard de transmission dans un réseau public tel qu'Internet est fort utile en pratique. Pour la prédiction du délai de bout-en-bout, deux questions fondamentales se posent. La première tourne autour de la méthode de prédiction. La seconde porte sur l'étendue temporelle de la prévision future, en respectant une certaine contrainte sur l'erreur de prédiction. Plusieurs manières peuvent être abordées pour la prédiction du délai de bout-en-bout dans Internet. (Parlos, 2002) [1] présente une approche empirique pour l'identification du délai de bout-en-

<sup>1</sup> La gigue (jitter) est la variation du délai de transmission.

bout et la dynamique du RTT en utilisant des réseaux de neurones bouclés. (Yang et al., 2004) [9] passe en revue différentes méthodes abordées en littérature pour la modélisation et la prédiction du délai de bout-en-bout dans Internet.

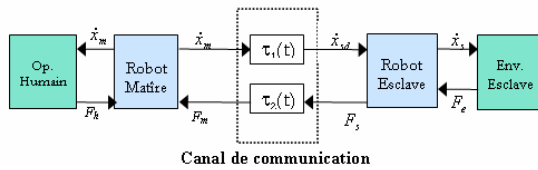


Figure 1 Système de téléopération bilatérale

Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés le plus souvent dans des problèmes pour lesquels on est capable de réaliser un grand nombre de mesures et dont on ne connaît pas la loi sous-jacente (Dreyfus et al. 2002) [4], et ceci grâce à leurs capacités d'adaptation ainsi que celle de généralisation. Les réseaux de neurones semblent donc répondre à notre besoin de prédire le RTT. En effet, notre objectif est de concevoir un réseau de neurones avec:

- (i) en entrée l'historique du RTT;
- (ii) en sortie la valeur estimée du délai pour le cycle courant, dans le but de servir, par la suite, à établir une commande prédictive robuste dans le cadre d'une téléopération longue distance.

Dans ce papier, nous tâcherons de répondre aux questions suivantes: de quelle manière varie le délai de bout-en-bout dans Internet ? Quelle est la fréquence de distribution du délai ? Quelle est la bonne métrique pour caractériser le délai ? Pour ce faire, nous nous concentrerons sur les échelles temporelles à grains moyens (minutes).

Ce papier est organisé comme suit: en section I nous mettrons l'accent sur les problèmes du délai de bout-en-bout dans Internet. La collecte des données ainsi que leur prétraitement sont décrits en section II. La conception du modèle neuronal est présentée en section III. Les résultats des simulations sont discutés en section IV. Finalement, les conclusions et perspectives sont présentées en section V.

## 1. Le délai de bout-en-bout dans Internet

Actuellement, Internet est un gigantesque réseau à commutation de paquets. Le processus de transmission étant dynamique, avec des phénomènes de congestion qui varient selon la période considérée de la journée (jour ou nuit). La transmission à travers un tel réseau, n'offrant pas de qualité de service, les paquets IP peuvent être erronés, dupliqués, retardés, altérés, déséquilibrés, remis dans le désordre, ou n'atteignent pas leurs destinations. En effet, le protocole IP assure sans connexion un service non fiable, aucune garantie, de délivrance de datagramme. D'ailleurs la qualité de service offerte par IP est dite "*best effort*", c'est-à-dire que le réseau fait au mieux pour acheminer les

paquets. En d'autres termes, aucune garantie sur le délai de transmission de bout-en-bout n'est offerte.

Le délai de bout-en-bout dans Internet varie d'une manière aléatoire. En effet, le délai total subi par un paquet IP est la somme de plusieurs retards introduit par chaque nœud intermédiaire visité de l'émetteur vers le destinataire, qui sont:

- (i) le délai de traitement dans un nœud (dépend des protocoles utilisés),
- (ii) le délai de mise en file d'attente (dépend de la charge dans un nœud),
- (iii) le délai d'injection du paquet sur le support physique (dépend de la capacité du lien),
- (iv) le délai de propagation (varie en fonction de la distance).

Dans la littérature, le RTT est souvent utilisé pour étudier la dynamique du réseau Internet (Parlos, 2002) [1], ce qui requiert des mesures uniquement d'un seul bout de la connexion. Ce qui justifie bien notre méthode dans la collecte des données d'une seule extrémité de la connexion, qui fera l'objet de la section suivante.

## 2. Etude Préliminaire

### 2.1. Collecte des données

Nous avons mené une campagne de mesure du temps d'aller et retour entre l'Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique (ENSI, Tunis) et l'Université Technologique de Troyes (UTT, France) pendant deux semaines (du 14 au 28 juillet 2006). Les données du RTT que nous utiliserons durant cette étude étaient collectées à l'aide de l'utilitaire réseau *ping* (Packet InterNet Groper) [12]. Son fonctionnement est le suivant: l'émetteur envoie un paquet ICMP *EchoRequest* à l'hôte cible qui répond à l'aide d'un autre paquet ICMP de type *EchoReply*. Plus d'information sur la mesure du temps de boucle TCP est donnée dans la RFC 1323 [13].

La taille des paquets envoyés était de 64 octets. Le temps qui sépare l'envoi et la réception du paquet ICMP est interprété comme le délai de bout-en-bout. Le temps d'injection des paquets sur le réseau (de l'ordre de 50  $\mu$ s) est négligeable de la part de leur taille, de la vitesse des interfaces réseau, et des délais constatés (de l'ordre de la centaine de ms).

Le choix de la fréquence d'envoi des échos s'est fait par une évaluation de l'aspect des profils temporels de la gigue (variation du RTT) à l'échelle d'une seconde, une minute et une heure (figure 2). Les essais effectués ont conduit au choix d'un pas d'une minute. Nous avons sélectionné trois jours des traces collectées, un pour l'apprentissage du RNR, et les deux autres pour les tests.

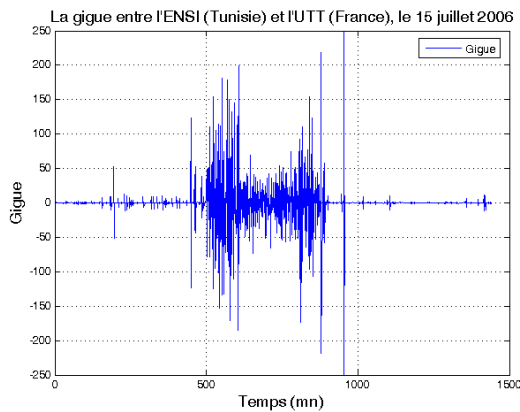


Figure 2 La gigue entre l'ENSI et l'UTT (pas = 1mn) sur les données d'apprentissage, le 15 juillet 2006.

2.2. Prétraitement des données

Un point sensible des réseaux de neurones est celui des prétraitements de données (Davala & Naim, 1993) [3]. Une étude préliminaire des données montre que les facteurs pertinents pour la prédiction du retard dépendent de l'heure considérée. En effet, l'observation de la variation de la gigue (figure 2) au cours d'une journée montre que le RTT varie brusquement et atteint ses valeurs maximales entre 8h et 14h. Autre constatation prévisible, les valeurs minimales du RTT, en moyenne, ont été obtenues les dimanches (figure 3).

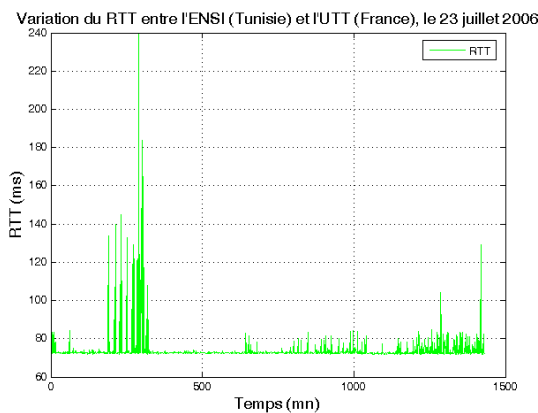


Figure 3 Variation du RTT entre l'ENSI (Tunisie) et l'UTT (France), dimanche 23 juillet 2006.

L'observation des profils temporels du RTT nous a permis de tirer les conclusions suivantes: les profils temporels du RTT présentent une large variation temporelle; une multiplication de la valeur du RTT par un facteur de trois entre 8h et 14h; une faible variation de la gigue en dehors de cette période de la journée.

Durant cette phase, nous avons supposé connue la valeur maximale du RTT entre les deux sites d'études, afin de normaliser l'ensemble des données et ramener les valeurs du RTT entre 0 et 1. L'opération de normalisation est effectuée pour adapter les valeurs du RTT aux neurones d'entrées du réseau. Nous avons résolu le problème des paquets perdus ou arrivant après un "time out" (13 paquets durant les deux

semaines) en effectuant une interpolation entre les deux valeurs précédente et suivante.

3. Conception du modèle neuronal

Comme nous connaissons la sortie désirée de notre réseau de neurones, nous devons effectuer un apprentissage supervisé. L'algorithme d'apprentissage choisi étant celui de Levenberg-Marquardt (*trainlm*), qui effectue l'apprentissage d'un réseau de neurones à propagation avant par paquets (hors-ligne): les poids sont modifiés uniquement après présentation de toutes les entrées. Les données étaient recueillies avec une période d'échantillonnage  $T = 1$  minute durant 24 heures, ce qui fait un total de 1440 points par jour. Les deux entrées du réseau de neurones sont les deux valeurs du RTT dans les deux instants  $k - 1$  et  $k$ , avec  $1 \leq k \leq 1441$ . Le graphe des connexions du réseau est cyclique, ce qui fait que nous avons un réseau de neurones bouclé ou récurrent (figure 4). Les deux entrées du réseau de neurones ont été associées aux sorties prédictives du réseau pour le RTT. La sortie du réseau de neurones fournira une prédiction du RTT à l'instant  $k + 1$ .

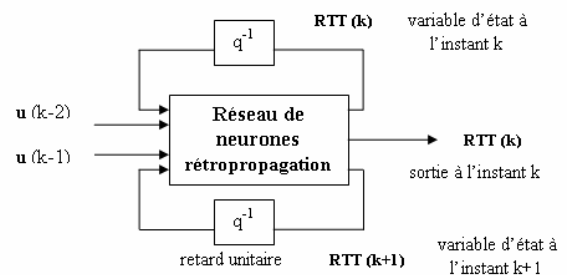


Figure 4 Architecture du réseau de neurones bouclé à deux entrées.

Les différents essais en phase d'apprentissage nous ont amené à retenir un réseau multicouche (figure 5), avec:

- (i) deux neurones en entrée,
- (ii) dix neurones en couche cachée, dont la fonction de transfert est de type sigmoïde,
- (iii) un neurone en sortie, dont la fonction d'activation est linéaire.

L'erreur quadratique moyenne choisie est égale à  $10^{-5}$ .

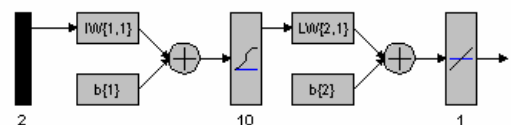


Figure 5 Structure du réseau de neurones retenu.

### 3.1. Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage récurrent est exécutée en utilisant les données relatives à une journée et en ajustant les poids par l'algorithme de rétropropagation jusqu'à avoir une erreur, quadratique, fixée à l'avance entre la sortie désirée et la sortie du RNR.

Pour les différentes itérations, l'algorithme de rétropropagation fournit l'indice de performance, MSE (Mean Square Error performance function). L'algorithme de rétropropagation, que nous avons utilisé, met à jour les poids et le biais dans le sens de minimiser l'indice de performance MSE le plus rapidement. L'apprentissage était considéré comme achevé après 200 époques (nombre optimal obtenu par simulation) ou lorsque l'erreur maximale sur tous les neurones de sortie entre la valeur désirée et la valeur réelle était inférieure à  $10^{-5}$ , pour une entrée quelconque de la base d'apprentissage.

### 3.2. Phase de validation

Pour la phase de test, il suffit d'estimer l'erreur de généralisation face à la variabilité du réseau par rapport aux données d'entrées, tout en gardant inchangé les paramètres du réseau de neurones obtenu suite à la phase d'apprentissage. Pour ce faire, nous avons utilisé d'autres mesures du RTT (différentes de celles utilisées dans la phase d'apprentissage). Notons  $\hat{X}$  la prédiction de la variable  $X = RTT$ . L'erreur de prédiction est  $|X - \hat{X}|$ , avec  $||$  est la valeur absolu dans  $\mathfrak{R}$ . Notre but est de minimiser cette erreur.

Nous avons comparé l'efficacité de la prédiction du RTT par réseau de neurones récurrent par rapport aux valeurs réelles sur l'ensemble de validation.

## 4. Simulations

Nous avons utilisé le logiciel *Matlab* pour simuler le fonctionnement des deux phases du réseau de neurones, la phase d'apprentissage et la phase de test.

La figure 6 illustre l'apprentissage du RTT par réseau de neurones. La performance d'apprentissage du réseau de neurones atteint une erreur de  $4.6 \cdot 10^{-3}$  au bout de 200 époques. Nous remarquons que lors des variations brusques du RTT, l'erreur d'apprentissage (figure 7) est importante.

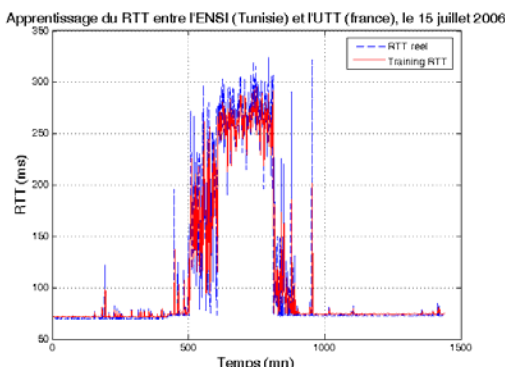


Figure 6 Apprentissage du RTT par réseau de neurones.

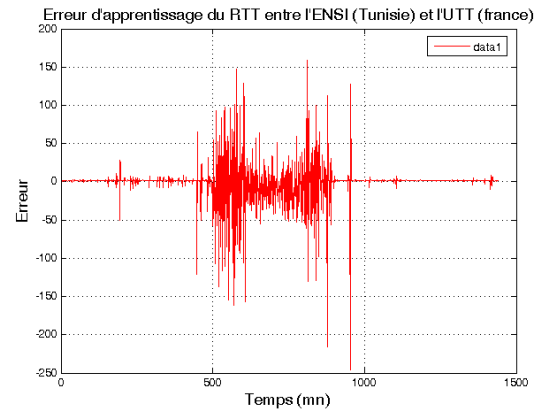


Figure 7 Variation de l'erreur d'apprentissage.

Le modèle neuronal récurrent retenu fournit une bonne prédiction du RTT sur l'ensemble de tests (figure 8), non utilisé dans la phase d'apprentissage (données du 17 juillet 2006). Nous retrouvons la même constatation faite sur l'ensemble d'apprentissage, l'erreur de prédiction obtenue sur l'ensemble de validation (figure 9) est proportionnelle à la gigue (figure 10) correspondante à la même journée.

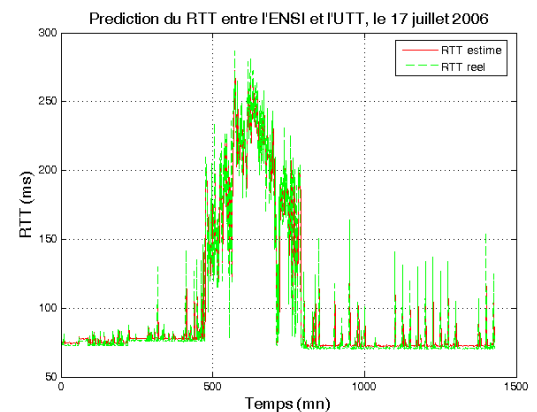


Figure 8 Prédiction du RTT à l'aide de réseau de neurones.

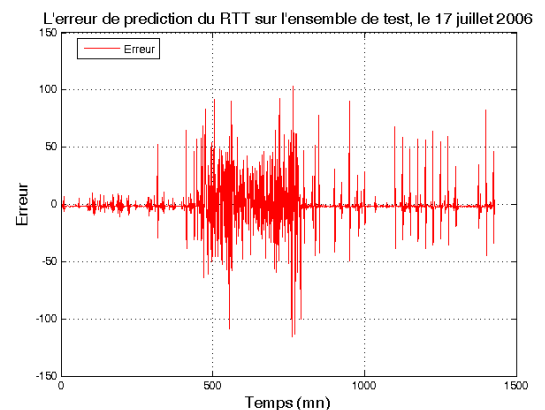


Figure 9 Variation de l'erreur de prédiction sur l'ensemble de validation.

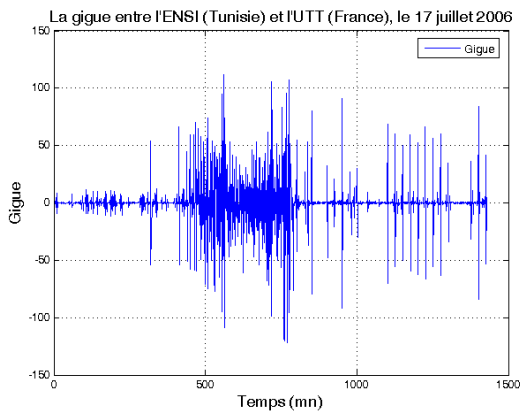


Figure 10 Variation de la gigue entre l'ENSI et l'UTT sur l'ensemble de validation, le 17 juillet 2006.

## 5. Conclusion

Le modèle neuronal récurrent retenu fournit une bonne prédiction du RTT. Néanmoins, cette approximation neuronale reste limitée puisque dans certains cas, le RTT varie brusquement et dans ce cas le réseau de neurones est incapable de prédire avec précision la valeur du délai. De plus, nous avons remarqué que l'erreur de prédiction est proportionnelle à la gigue pour les données relatives à une même journée.

Une des étapes futures de ce travail est la prédiction temps réel des mesures actives (en ligne) du RTT à l'aide des réseaux de neurones bouclés, afin d'établir une loi de commande prédictive stabilisant une boucle de téléopération via Internet.

## REMERCIEMENTS

Les auteurs veulent exprimer leur sincère reconnaissance à Jean-Marc MARTINEZ du Centre d'Etudes de Saclay pour ses précieuses remarques sur l'apprentissage des modèles récurrents.

## REFERENCES

- [1] A. G. Parlos, *Identification of the Internet End-to-End Delay Dynamics using Multi-Step Neuro-Predictors*, in Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN' 02, Honolulu, HI, USA, pp. 2460-2465, May 2002.
- [2] C. Melchiorri, *Robotic Telemanipulation Systems: an Overview on Control Aspects*, Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Robot Control, Wroclaw, Poland, pp. 707-716, September 2003.
- [3] E. Davala & P. Naim, *Des Réseaux de Neurones*, Eyrolles, 1993.
- [4] G. Dreyfus, J.M. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran, S. Thiria & L. Herault, *Réseaux de Neurones: Méthodologies et Applications*, Eyrolles, 2002.
- [5] G. Niemeyer & J. J. Slotine, *Towards Force-Reflecting Teleoperation Over the Internet*, in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and

Automation, pp. 1909-1915, May 1998.

- [6] G. Pujolle, *Les Réseaux*, 3<sup>e</sup> édition, Eyrolles, 2000.
- [7] J.-P. Richard, *Time-delay systems: An overview of some recent advances and open problems*, Automatica, vol. 39, no. 10, pp. 1667-1694, 2003.
- [8] K. Gu, V. L. Kharitonov & J. Chen, *Stability of Time Delay Systems*, Birkhauser, Boston, 2003.
- [9] M. Yang, X.R. Li, H. Chen, N.S.V. Rao, *Predicting Internet End-to-End Delay: An Overview*, System Theory, Proceedings of the Thirty-Sixth Southeastern Symposium, pp. 210-214, 2004.
- [10] P. F. Hokayem & M.W. Spong, *Bilateral teleoperation: An historical survey*, Automatica, Vol. 42, pp. 2035-2057, 2006.
- [11] W. R. Ferrell, *Remote Manipulation with Transmission Delay*, IEEE Transaction on Human Factors in Electronics, pp. 24-32, September 1965.
- [12] J. Postel, *Internet Control Message Protocol*, RFC 792, IETF 1981, <http://www.ietf.org/rfc/rfc792.txt>
- [13] V. Jacobson, R. Braden & D. Borman, *TCP Extensions for High Performance*, RFC 1323, IETF 1992, <http://www.ietf.org/rfc/rfc1323.txt>