

Traitement du signal et modélisation probabiliste du trafic Internet

Fabrice GUILLEMIN

France Télécom, 2 Avenue Pierre Marzin, 22300 Lannion

Fabrice.Guillem@francetelecom.com

Résumé – On présente dans cet article une modélisation probabiliste du trafic Internet sur un lien haute vitesse d'un réseau commercial. Le modèle probabiliste est validé en utilisant des outils de traitement du signal (densités spectrales, filtres en ondelettes). La conclusion principale est que la prédominance des applications peer-to-peer a un effet de lissage sur trafic global et qu'aucun phénomène d'auto-similarité n'est observé, bien que les densités spectrales puissent laisser penser le contraire.

Abstract – We present in this paper a probabilistic model for representing the bit rate rate of Internet traffic on a high speed backbone link of an IP commercial network. This probabilistic model is validated by using tools from digital signal processing (spectral densities, wavelet filters). The main conclusion is that the prevalence of peer-to-peer applications tends to smooth out traffic and that there is no evidence for self-similarity, even though the analysis of spectral densities may be misleading.

1 Introduction

L'observation au début des années 1990 de phénomènes ressemblant à de l'auto-similarité dans des traces de trafic capturées sur le réseau local de Bellecore par Leland, Willinger et Taqqu [8, 11] a ouvert la voie à une nouvelle activité de recherche dans le domaine du télétrafic : la modélisation du trafic Internet par des modèles auto-similaires, par exemple le mouvement brownien fractionnaire (cf. Norros [16]). Il s'en est suivi une myriade d'études sur des modèles de files d'attente avec des processus auto-similaires en entrée, cf. par exemple Norros [15], Massoulié et Simonian [13].

Les processus auto-similaires ont la particularité de posséder des dépendances à long terme. Bien que les concepts de dépendance à long terme et d'auto-similarité ne soient pas du tout équivalents, le pas est souvent franchi dans la communauté des réseaux pour affirmer qu'un processus exhibant des dépendances à long terme est auto-similaire. Connue depuis plusieurs années en télétrafic (cf. par exemple les travaux de Garrett [9] sur la vidéo), la dépendance à long terme dans le cadre de l'Internet est prétendument engendrée par l'hétérogénéité des tailles de fichiers transférés à travers le réseau, celles-ci pouvant atteindre plusieurs centaines de Megaoctets [5]. Là encore, la dépendance à long terme, due par exemple à des transferts de fichiers avec des volumes suivant des lois de Pareto, a donné naissance à une littérature abondante dans le domaine des files d'attente, cf. Mazumdar et Likhanov [12], Dumas et Simonian [6] et les nombreux articles de Zwart, Boxma, et Borst qui ont mis au point une technologie pour calculer le comportement asymptotique d'une kyrielle de files d'attente alimentées par la superposition de processus avec des dépendances à long terme.

En dehors de l'activité intense sur les processus avec un comportement auto-similaire dans le domaine du télétrafic et des files d'attente, l'auto-similarité se prête particulièrement bien à l'étude du trafic par des méthodes de traitement du signal, en particulier via la théorie des ondelettes pour l'estimation du paramètre de Hurst quand le trafic est monofractal. A cet égard, l'estimateur de ce paramètre conçu par Abry

et Veitch [1] à l'aide des ondelettes fait autorité dans le domaine et sert souvent de point de comparaison pour évaluer d'autres estimateurs (cf. par exemple [4]). Cet estimateur tire parti de la divergence du spectre de puissance près de l'origine (i.e., sur des fréquences très faibles). Les ondelettes se révèlent également très puissantes pour étudier des processus plus compliqués comme par exemple les processus multifractals. Ces derniers ayant été introduits dans le domaine du télétrafic par Lévy Véhel [18] et ensuite repris par d'autres, Feldmann *et al* [7] notamment.

Les outils de traitement du signal sont effectivement efficaces pour calculer des paramètres de trafic, une fois que le modèle est bien identifié (un mouvement brownien fractionnaire par exemple). Ce type d'outil ne permet par contre pas de valider ou d'invalider un modèle dans son ensemble ; un algorithme, aussi futé soit il, donne toujours un résultat, mais ne permet pas de garantir que le processus a bien la forme supposée. L'application de l'algorithme de Abry et Veitch sur du trafic de cœur de réseau de Sprint [19] donne par exemple des paramètres de Hurst compris entre 0.6 et 0.9, valeurs qui sont devenues peu à peu standard dans la littérature sur la modélisation du trafic Internet. Mais une telle démarche ne garantit en rien que le trafic est effectivement auto-similaire, même si l'approche est étayée par des études de fonctions d'autocorrélation dont le calcul se révèle souvent délicat dans la pratique. Par ailleurs, une singularité du spectre de puissance peut être très bien due à une non stationnarité (cf. par exemple [17]).

L'identification des modèles relève en premier lieu de la modélisation probabiliste. De nombreux modèles ont été proposés dans la littérature pour représenter le trafic sur un lien d'un réseau IP haut débit (cf. par exemple [3] pour la modélisation du trafic dans le réseau de Sprint). Dans le présent article, on considère du trafic ADSL capturé sur le réseau IP commercial de France Télécom et on s'appuie sur l'article [2]. L'originalité de ce type de trafic vient de la prédominance des applications peer-to-peer (p2p), représentant près de 80% en volume, et que le trafic global peut être décrit par des files $M/G/\infty$, cette file d'attente ayant été déjà proposée dans la littérature [10, 14].

2 Trafic dans un réseau IP commercial

2.1 Remarques préliminaires

On considère dans cette section une trace de trafic capturée sur un lien à 1 Gbit/s du réseau haute vitesse de France Télécom, qui dessert plusieurs plaques ADSL en région parisienne. Plusieurs captures ont été effectuées pour différents niveaux de charge du lien (de 15% à 45%). L'analyse décrite ci-après se rapporte à une trace d'octobre 2003 entre 21h et 23h, période d'activité de pointe des clients ADSL ; la charge du lien est de l'ordre de 45%. On ne s'intéresse par la suite qu'au trafic TCP descendant (i.e., du cœur de réseau vers les plaques ADSL).

Le trafic observé dans les mesures décrites ici semble plus ou moins stationnaire. Cette hypothèse est toujours délicate à vérifier sur du trafic réel et peu de tests de stationnarité donnent des réponses positives. D'une manière générale, il existe des variations journalières dans le trafic et des motifs se répètent de manière plus ou moins périodique avec des périodes de plusieurs heures (comportement cyclostationnaire). Quand on s'intéresse à une plage de temps plus courte (une à deux heures), l'amplitude des variations des transferts de données, qui peuvent s'étaler sur plusieurs dizaines de minutes, rend invalides les tests de stationnarité. Pour juger de la stationnarité du trafic dans l'exemple considéré ici, on a vérifié une dérive assez négligeable de la moyenne du débit calculée par un algorithme auto-régressif du premier ordre.

La composition du trafic est donnée par le tableau 1. On remarque d'emblée que la majeure partie du trafic est due aux applications p2p (principalement eDonkey). Pour calculer la contribution des différentes applications au trafic global, on n'a considéré que les numéros de port et donc une partie référencée "autres" dans le tableau 1 est certainement engendrée par des applications p2p utilisant des ports non conventionnels. Quand on peut analyser le trafic de manière exhaustive jusqu'à la couche "application" (du modèle OSI), on s'aperçoit très vite que la proportion du trafic p2p avoisine les 70-80%.

	Applications	pourcentage
non p2p	http	14.5
	ftp	1.5
	nntp	1.0
	autres	26.7
	trafic non p2p total	43.7
p2p	eDonkey	50.6
	KaZaA&Morpheus	3.8
	Napster	1.5
	Gnutella	0.4
	total du trafic p2p	56.3

TAB. 1 – Composition du trafic ADSL par application.

La présence du trafic p2p a un impact fondamental sur le comportement global du trafic. En effet, les fichiers téléchargés par un protocole p2p sont la plupart du temps segmentés en fichiers de taille moyenne (des *chunks* de l'ordre de 10 M octets), ceux-ci pouvant être rapatriés de manière asynchrone et en parallèle par un pair. Cette remarque concerne les transferts de "gros" fichiers, mais les protocoles p2p se distinguent également par une activité intense en termes de signalisation.

2.2 Décomposition du trafic

Pour modéliser le trafic, on adopte une approche fondée sur la notion de flot. Un flot est constitué par un ensemble de paquets IP ayant en commun les adresses et les ports de source et de destination. Une fois la notion de flot définie, l'idée de l'approche est de décomposer le trafic en plusieurs classes élémentaires, une classe correspondant subjectivement à un type de transfert (téléchargement de gros fichiers ou transaction éphémère pour un type de protocole donné). En introduisant une distinction arbitraire, par exemple en appelant souris un transfert d'au plus 20 paquets sur une unique connexion TCP et éléphant un transfert de plus de 20 paquets, on peut classifier le trafic global de la manière suivante :

- souris p2p (signalisation des protocoles p2p),
- souris non p2p (pages web essentiellement et la signalisation associée),
- éléphant d'acquittements (i.e., un éléphant dont la taille moyenne des paquets est inférieure ou égale à 80 octets),
- éléphant de transfert de données (i.e., un éléphant dont la taille moyenne des paquets est supérieure à 80 octets).

Etant donné que le trafic observé est issu du réseau de cœur vers les clients ADSL, les éléphants d'acquittements sont engendrés par des pairs qui téléchargent des fichiers à partir de terminaux connectés aux plaques ADSL desservies par le lien observé.

Pour chaque classe (p2p et non p2p), il est possible d'agréger les souris pour donner naissance à de nouvelles entités, appelées par la suite macro-souris. Le point essentiel est que le processus d'arrivée des macro-souris peut être raisonnablement approché par un processus de Poisson. Une macro-souris p2p peut être reliée à une notion "d'appel" dans le réseau p2p : un pair cherchant un contenu envoie un certain nombre de requêtes à d'autres pairs pour localiser le fichier. L'agrégation des souris non p2p correspond au fait que lors du rapatriement d'une page Web, plusieurs connexions TCP peuvent être simultanément ouvertes pour le transfert de plusieurs objets.

En ce qui concerne les éléphants, ceux transportant des acquittements donnent naissance à un trafic de faible intensité, qui peut être approché par un bruit blanc. Les éléphants de données ne sont pas continuellement actifs mais sont composés de rafales. Quand on souhaite modéliser le débit sur le lien, on est alors amené à segmenter les éléphants en mini-éléphants, une telle entité étant composée d'une rafale d'au moins 20 paquets et un mini-éléphant est terminé quand aucun paquet n'est observé pendant 20 secondes. Le processus d'arrivée des mini-éléphants peut être approché par un processus de Poisson. Il reste un trafic résiduel dû aux paquets des éléphants qui ne peuvent pas être inclus dans les mini-éléphants. Ce trafic est de très faible intensité et peut être négligé dans l'analyse.

Le point remarquable est que chaque classe d'entités (mini-éléphants, macro-souris p2p et non p2p) vérifie les propriétés suivantes :

1. La distribution de la durée S d'une entité, qui est évidemment une variable aléatoire, peut être approchée par une loi de Weibull à deux paramètres, i.e.

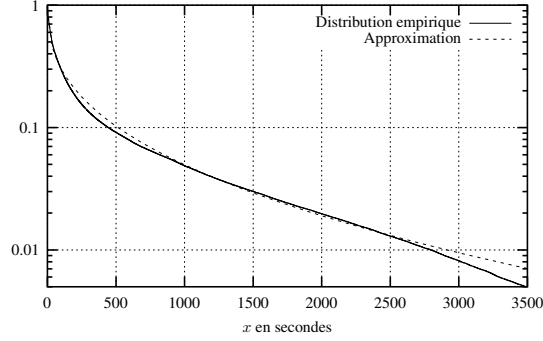
$$\mathbb{P}(S > x) \approx \exp\left(-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta\right),$$

où η est le paramètre d'échelle et β celui de forme.

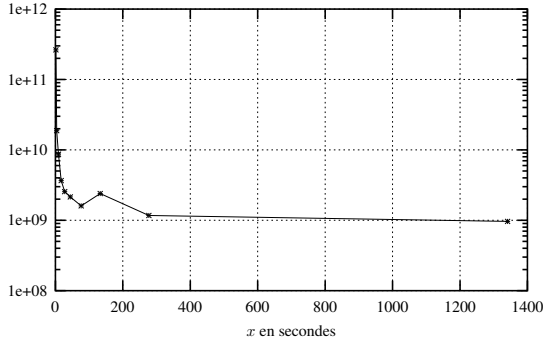
2. Le débit d'une classe est certes une variable aléatoire mais dépend assez peu de la durée, si bien que la quantité

$\mathbb{E}[Y^2 | S]$ peut être approchée par une constante κ , où Y est le débit fluide, égal au volume d'une entité divisé par sa durée.

L'approximation par une loi de Weibull à deux paramètres et la faible dépendance du débit par rapport à la durée sont illustrées par la figure 1 pour les mini-éléphants. Ce dernier phénomène semble être dû au fait que les protocoles p2p limitent eux-mêmes les débits des connexions TCP. Ceci a une importance fondamentale pour les caractéristiques spectrales du trafic qui seront analysées par la suite.



Durée des mini-éléphants.



Carré du débit en fonction de la durée $\mathbb{E}[Y^2 | S]$.

FIG. 1 – Durée et débit des mini-éléphants.

Les différentes valeurs des paramètres η , β et κ pour les différentes classes sont données par le tableau 2. Dans celui-ci, le paramètre λ fait référence à l'intensité du processus de Poisson décrivant les arrivées des entités d'une classe. Par la suite, les éléphants, les macro-souris non p2p et les macro-souris p2p sont caractérisés par des grandeurs indexées respectivement par e , m et μ .

	mini-éléphants	m-souris non p2p	m-souris p2p
λ	40	326.47	903.3
β	0.399	0.873	1.207
η	64.043	3.172	6.36
$\mathbb{E}[S]$	192.95s	3.249s	5.695s
κ	4e9	3.5e8	= 1.5e6
Y	6.32e	1.87e4	1.22e3
σ^2	20.25e12	9.6e11	9.35e10
$\lambda\kappa$	1.6004e11	1.14e11	1.35e9

TAB. 2 – Caractéristiques des mini-éléphants et des macro-souris.

3 Modélisation du débit

Une hypothèse classique en télétrafic pour modéliser le débit de la superposition d'un grand nombre de flux de paquets est de supposer que celui-ci peut être représenté par le débit fluide auquel s'ajoute un bruit blanc dû aux arrivées discrètes des paquets. Si on intègre dans le bruit blanc le débit des éléphants d'acquittements, on obtient alors la représentation suivante pour le débit instantané $\{X_t\}$ sur le lien observé

$$X_t \sim \sum_i \Lambda_t^i + \sigma \varepsilon_t + d. \quad (1)$$

Dans cette équation, $\{\varepsilon_t\}$ est un bruit blanc standard et σ est l'amplitude du bruit donnée par $\sigma^2 = \sigma_e^2 + \sigma_m^2 + \sigma_\mu^2 + \sigma_a^2$, où σ_e , σ_m et σ_μ sont respectivement les amplitudes des bruits des mini-éléphants, des macro-souris non p2p et des macro-souris p2p (cf. le tableau (2)), et σ_a est le bruit des éléphants d'acquittements, qui ont un débit moyen d . Enfin, $\{\Lambda_t^i\}$, $i \in \{e, m, \mu\}$, sont les débits fluides des mini-éléphants, des macro-souris non p2p et p2p. Un débit fluide $\{\Lambda_t^i\}$ se représente comme $\Lambda_t^i = Y_i N_t^i$, où N_t^i est le nombre de clients dans une file $M/G/\infty$ avec des lois de service Weibull et Y^i est le débit fluide d'une entité (égal à son volume divisé par sa durée).

Comme les processus $\{X_t\}$ et $\{\Lambda_t^i\}$ sont (plus ou moins) stationnaires au second ordre, la représentation (1) se traduit alors en termes de densités spectrales par

$$\psi(x) = \sum_i \psi_i(x) + \frac{\sigma^2}{2\pi},$$

où $\psi(x)$ est la densité spectrale du processus $\{X_t\}$ et $\psi_i(x)$ celle du débit fluide $\{\Lambda_t^i\}$, $i \in \{e, m, \mu\}$.

Avec la modélisation présentée ci-dessus, reposant sur des modèles de files d'attente $M/G/\infty$ avec des services Weibull, on a la représentation intégrale suivante pour la fonction ψ_i :

$$\psi_i(x) = \frac{\lambda_i \kappa_i}{\pi x} \int_0^\infty \sin(hx) e^{-(h/\eta_i)^{\beta_i}} dh. \quad (2)$$

Il n'existe malheureusement aucune expression explicite (en termes de fonctions spéciales) pour la fonction $\psi_i(x)$ définie par l'équation (2). On sait néanmoins que $\psi_i(x) = \lambda_i \kappa_i / (\pi x^2)$ pour x suffisamment grand. Par ailleurs, au voisinage de l'origine, on a un comportement du type

$$\psi_i(x) \sim \kappa_i \lambda_i \eta_i (1 - c_i x^2) / (\pi \beta_i)$$

pour une certaine constante $c_i > 0$ qui dépend des différents paramètres. Ainsi, la densité spectrale n'a pas de singularité en 0. Cependant, pour des valeurs faibles du paramètre β_i , la fonction $\psi_i(x)$ peut être approchée par $\lambda_i \kappa_i / (\pi x^2)$ pour des valeurs de x assez petites, le comportement parabolique en 0 n'apparaissant que pour de très petites valeurs de x . Ceci peut laisser supposer que le spectre est en $1/f^2$ alors que ce n'est qu'un artefact de la loi de Weibull avec un paramètre de forme relativement petit (de l'ordre de 0.4 comme pour les mini-éléphants). Enfin, le comportement en c/x^2 pour les hautes fréquences peut être utilisé avec une décomposition en ondelettes pour estimer le niveau de bruit et ensuite pour appliquer un filtre en ondelettes afin d'éliminer le bruit.

Le processus à temps continu $\{X_t\}$ n'est pas directement observable. En lieu et place, on calcule le débit $\{X_n\}$ sur des intervalles successifs de $\Delta = 100$ millisecondes et on estime

le débit fluide d'une composante $i \in \{e, m, \mu\}$ sur le i ème intervalle de mesure par

$$\tilde{\Lambda}_n^i = \frac{1}{\Delta} \int_{n\Delta}^{(n+1)\Delta} \Lambda_s^i ds. \quad (3)$$

En utilisant un filtre en ondelettes pour éliminer le bruit, on obtient le débit filtré $\{\bar{X}_n\}$ sur les intervalles de temps successifs de longueur Δ ; la densité spectrale de ce débit est notée $\bar{\psi}$. En supposant que $\tilde{\Lambda}_n^i \sim \Lambda_{n\Delta}$, pour valider la représentation (1), on doit avoir pour $x \in [0, \pi]$, $\bar{\psi}(x/\Delta) \sim \Delta \sum_i \psi_i(x)$, soit $\bar{\psi}(x/\Delta) \sim \Delta \psi_e(x)$ près de l'origine. Dans les basses fréquences, la figure 2 montre un assez bon accord entre résultats empirique et théorique et un comportement en $1/f^2$ du spectre sur la plage de fréquences atteignables sur une trace de 2 heures alors qu'il n'y a en réalité pas de singularité en 0. Le spectre du trafic global dans les basses fréquences est proche de celui des mini-éléphants.

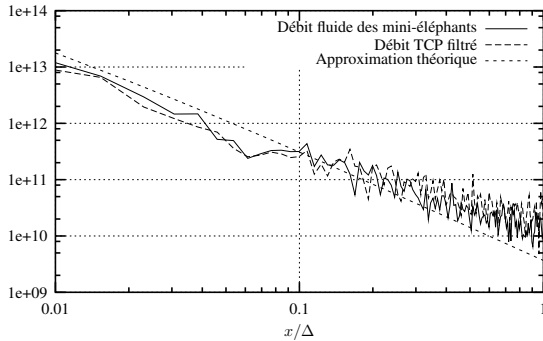


FIG. 2 – Densités spectrales empiriques des débit $\{\bar{X}_n\}$ et $\{\tilde{\Lambda}_n^e\}$, et l'approximation $\Delta\psi_e(x)$.

4 Conclusion

En utilisant une décomposition du trafic en classes élémentaires, il est possible de modéliser le trafic Internet dans un réseau commercial par des modèles usuels de files d'attente. L'importance du trafic p2p dans ce type de réseau provoque un lissage du trafic global, ceci étant dû à plusieurs facteurs : limitation des débits par l'accès ADSL et par les protocoles p2p eux-mêmes, très forte agrégation sur les liens haute vitesse, etc. En particulier, on n'observe pas de phénomènes d'auto-similarité, comme dans les réseaux locaux ou de campus.

Il ressort de cette analyse que, hormis des problèmes de non stationnarité, un spectre de puissance en $1/f$ semble apparaître, alors qu'il n'en est rien. Un tel comportement peut être un artefact de certaines lois comme la loi de Weibull.

Références

[1] P. Abry and D. Veitch. Wavelet analysis of long range dependent traffic. *IEEE Trans. Information Theory*, 44(1) :2–15, January 1998.

[2] N. Ben Azzouna, F. Clérot, C. Fricker, and F. Guillemin. A flow-based approach to modeling ADSL traffic on an IP backbone link. *Annals of Telecommunications*, 59(11-12) :1260–1299, 2004.

[3] C. Barakat, P. Thiran, G. Iannaccone, C. Diot, and P. Owezarski. A flow-based model for internet backbone traffic. In *Proc. ACM SIGCOMM Internet Measurement Workshop*, Marseille, November 2002.

[4] S. Bregni and L. Primerano. The modified Allan variance as time-domain analysis tool for estimating the Hurst parameter of long-range dependent traffic. In *Proc. Globecom 2004*, Dallas, TX, December 2004.

[5] M. Crovella and A. Bestavros. Self-similarity in world wide web. Evidence and possible causes. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, pages 835–846, December 1997.

[6] V. Dumas and A. Simonian. Asymptotic bounds for the fluid queue fed by sub-exponential on/off sources. *Adv. in Appl. Probab.*, 32 :244–255, 2000.

[7] A. Feldmann, A.C. Gilbert, W. Willinger, and T. Kurtz. The changing nature of network traffic : Scaling phenomena. In *Computer Communication Review*, volume 28, pages 5–19, 1998.

[8] H.J. Fowler and W.E. Leland. Local area network traffic characteristics, with implications for broadband network congestion management. *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, 9(7) :1139–1149, 1994.

[9] M. Garrett and W. Willinger. Analysis, modeling and generation of self-similar VBR video traffic. In *Proc. Sigcomm*, London, England, 1994.

[10] M. Krunz and A. Makowski. Modeling video traffic using $M/G/\infty$ input processes : A compromise between markovian and lrd models. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications (JSAC)*, 16(5) :733–748, June 1998.

[11] W. Leland, M. Taqqu, W. Willinger, and D. Wilson. On the self-similar nature of ethernet traffic. *IEEE/ACM Trans. Net.*, pages 1–15, 1994.

[12] N. Likhanov and R. Mazumdar. Loss in large buffers fed by a heterogeneous long-tailed sources. *Advances in Applied Probability*, 32(4) :1168–1189, 2000.

[13] L. Massoulié and A. Simonian. Large buffer asymptotics for the queue with fbm input. *Journal of Applied Probability*, 1999.

[14] M. Parulekar and A. M. Makowski. $M/G/\infty$ input processes : A versatile class of models for network traffic. In *Proc. INFOCOM*, pages 419–426, 1997.

[15] I. Norros. A storage model with self-similar input. *Queueing Systems*, 16 :387–396, 1994.

[16] I. Norros. On the use of fractional Brownian motion in the theory of connectionless networks. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 13(6), August 1995.

[17] S. Vaton, H. Korezlioglu, and T. Chonavel. Is the apparent self-similarity of broadband traffic due to non stationarity ? In Demetres Kouvatsos, editor, *ATM Networks : Performance Modelling and Analysis*, volume 4, 1997.

[18] J. Lévy Véhel and R. Riedi. *Fractals in Engineering*, chapter Fractional Brownian motion and data traffic modeling : The other end of the spectrum. Springer, 1997.

[19] Z.L. Zhang, V. Ribeiro, S. Moon, and C. Diot. Small time scaling behavior of Internet backbone traffic : An empirical study. In *Proc. Infocom 2003*, 2003.