

Contenido

Contactos Revista de Educación en Ciencias e Ingeniería
No. 107. Enero Marzo 2018

<hr/>			
Editorial	3	<i>Entendiendo y modelando el tráfico de datos: un recuento de los hallazgos más relevantes en los últimos treinta años de investigaciones</i>	44
<hr/>		Miguel López Guerrero	
<i>Diseño de elementos pasivos de microondas: Telefonía 5G</i>	5	<i>Las películas y el aprendizaje maquinal</i>	53
Gabriel Ortiz		Fabiola M. Martínez Licona	
Othon Gandarilla		<i>Robot Ludovico UAM-I</i>	59
<i>Arquitectura de Software en el área de Computación y Sistemas</i>	27	Paula López Andrés	
Humberto Cervantes Maceda		Gabriel Zempoalteca Garrido	
Angelina Espinoza Limón		Omar Lucio Cabrera Jiménez	
Luis Castro Careaga		<i>Geoparques en México</i>	64
Alfonso Martínez Martínez		<i>Las dos nuevas joyas reconocidas por la UNESCO</i>	
<i>Algunas Cuestiones Interesantes De La Ingeniería</i>	35	Néstor López Valdés	
Caupolicán Muñoz Gamboa		Mariana Patricia Jácome Paz	

Contactos Revista de Educación en Ciencias e Ingeniería
en la WEB

Lea los artículos publicados en
<http://www.izt.uam.mx/contactos>

**Entendiendo y modelando el tráfico de datos:
un recuento de los hallazgos más
relevantes en los últimos treinta
años de investigaciones**



Miguel López Guerrero
Área de Investigación en Redes y Telecomunicaciones
Departamento de Ingeniería Eléctrica,

UAM Iztapalapa

Abstract.

In the last decades, diverse researchers have tried to determine the intrinsic characteristics of data traffic in communication networks. The most relevant discovery on this subject came out around the mid-nineties when it was shown that Ethernet LAN traffic has a self-similar nature with statistical dependencies which decay so slowly that are preserved across several orders of magnitude. Since then, several researchers have found and justified the emergence of this phenomenon in several kinds of data traffic.

In addition, further research work has concluded that diverse kinds of traffic exhibit a variability so high that they cannot be properly represented by using traditional Gaussian models. In this work we present a brief overview of the most relevant findings on this topic.

Keywords: data traffic; traffic models; self-similarity; alpha-stable.

Resumen. En las últimas décadas diversos investigadores han tratado de determinar las características intrínsecas del tráfico de datos en redes de comunicaciones. El descubrimiento más relevante en este tema ocurrió a mediados de los noventa cuando se demostró que el tráfico en redes LAN Ethernet tiene una naturaleza autosimilar con dependencias estadísticas que decaen tan lentamente a través del tiempo que se preservan a lo largo de varios órdenes de magnitud. Desde entonces, diversos investigadores han encontrado y tratado de explicar el surgimiento de este fenómeno en varios tipos de tráfico. Trabajos posteriores de investigación han concluido además que diversos tipos de tráfico presentan una variabilidad tan alta que no se pueden representar adecuadamente con modelos gaussianos tradicionales. En este trabajo se hace un breve recuento de los hallazgos más relevantes en este tópico.

Palabras clave: tráfico de datos; modelos de tráfico; autosimilitud; alfa-estable.

I. Introducción

Una de las tecnologías de la información que dan sustento a múltiples servicios que cotidianamente usamos en la actualidad son las redes de comunicaciones. Las redes surgen de la necesidad de transferir los datos generados en una ubicación geográfica hacia otro punto en donde se procesen, sean de utilidad o se puedan almacenar. Es así que se origina el tráfico de datos en las redes de comunicaciones, un objeto de estudio que ha despertado un enorme interés en las últimas décadas.

El inmenso número de complejas interacciones que tienen lugar en las redes de comunicaciones hacen que el conocimiento de las características intrínsecas del tráfico resultante, su modelado y control no sean tareas triviales. Es conveniente enfatizar que los datos tienen una naturaleza heterogénea ya que son generados por diferentes usuarios que usualmente tienen diversos hábitos y necesidades. De manera muy similar a como ocurre con el tráfico de vehículos a lo largo de una ruta en una ciudad, las características del tráfico cambian conforme los datos son transferidos a través de los componentes de una red. Asimismo, existen factores que dan lugar a condiciones cambiantes. Entre éstos podemos mencionar el constante crecimiento de las redes, el encaminamiento dinámico (la posibilidad de que los datos generados por un usuario sean encaminados por diferentes rutas en su viaje hacia un mismo destino), los niveles cambiantes de congestión en los enlaces y la evolución natural tanto del equipo de comunicaciones como de las aplicaciones. La conjunción de estos factores parece indicar que aquello que se pueda decir acerca de la operación de una red de comunicaciones en un momento y lugar pueda no ser válido en circunstancias diferentes. Esta limitación, como frecuentemente ocurre en la investigación científica, se ha convertido en un reto de gran interés. Éste es la búsqueda de invariantes, es decir la identificación de características inherentes a la naturaleza del tráfico, que no dependan de una situación en particular.

En sus inicios el análisis del tráfico en redes de datos heredó muchos de los métodos y suposiciones utilizados en redes de circuitos telefónicos. Sin embargo, el tráfico generado por conversaciones telefónicas difiere substancialmente del generado por otras causas, tales como el envío de correo electrónico o la consulta de páginas web.

Esto ocasionó inicialmente una evidente discrepancia entre el desempeño planeado y el efectivamente obtenido durante la operación de una red.

Actualmente se sabe que para prestar un adecuado servicio de transferencia de datos el primer paso en la serie de problemas a resolver es necesariamente el conocimiento de las características del tráfico. Este conocimiento permite dimensionar correctamente los componentes de una red de comunicaciones y obtener de ella el desempeño esperado.

El modelado de tráfico no es sólo un objeto de interés académico. Además de la comunidad científica, las grandes compañías de telecomunicaciones también han mostrado gran interés en el desarrollo de este tema debido a sus profundos efectos tecnológicos, regulatorios y económicos.

En este trabajo abordaremos el tema considerando al tráfico de datos como objeto de interés científico presentando un recuento de los principales hallazgos obtenidos en poco más de tres décadas de investigación.

II. Autosimilitud

Durante más de cien años las redes de telefonía se analizaron y diseñaron asumiendo modelos de tráfico basados en el proceso de Poisson y en la variable aleatoria exponencial. Esta práctica de utilizar modelos matemáticos que sólo exhiben dependencias estadísticas sobre cortas escalas temporales se extendió hasta la década de los ochenta para analizar las incipientes redes de conmutación de paquetes.

Para inicios de los noventa era ya evidente que el comportamiento del tráfico en redes de datos distaba de lo descrito por el modelo de Poisson. Entre los estudios más relevantes de esta época destaca el trabajo (Paxson, 1994) cuyo título describe perfectamente el sentido de las investigaciones en aquella época: "Wide-area traffic: the failure of Poisson modeling" (Tráfico en redes de área amplia: el fracaso del modelado tipo Poisson).

Otro multicitado trabajo realizado por investigadores de Bellcore (Leland, 1994) marcó un hito en las investigaciones en el tema.

Éste describe el análisis estadístico de trazas de tráfico recolectadas con técnicas de alta resolución entre 1989 y 1992. En este trabajo se describe que el tráfico de datos exhibe una naturaleza fractal o autosimilar conteniendo dependencias estadísticas sobre grandes escalas temporales, las cuales se manifiestan como "spikes" (picos) que se montan en "ripples" (ondas) de mayor escala, los cuales a su vez se montan en "swells" (chipotes) de escalas aún mayores. Desde entonces, investigaciones subsecuentes han encontrado y tratado de explicar la ocurrencia de este comportamiento estadístico en varios tipos de tráfico de datos.

Por ejemplo, en (Beran, 1995) se concluye que la presencia de dependencias estadísticas a grandes escalas temporales es una característica inherente de prácticamente todas las transmisiones de secuencias de video de tasa variable (*variable-bit rate* o VBR). Por otro lado, en (Crovella, 1997) se muestra que el tráfico WWW exhibe características autosimilares.

Matemáticamente la presencia de dependencias estadísticas a gran escala temporal (*long-range dependence* o LRD) tiene que ver con un lento decaimiento de la función de autocorrelación $r(k)$, la cual puede describirse como

$$r(k) \sim k^{-2(1-H)},$$

en donde se observa que el decaimiento es controlado por el parámetro de Hurst H (con $\frac{1}{2} < H < 1$).

III Alta variabilidad

Además del lento decaimiento de la función de autocorrelación a través de varias escalas de tiempo, varios trabajos realizados en la primera década del nuevo milenio (ver p. ej. (Gallardo, 2000) y (Karasaridis, 2001)) mostraron que algunas clases de tráfico compuesto (el resultante de la coexistencia de múltiples flujos de datos en un mismo enlace) también presentan "picos" de actividad. Esto es, instantes en los que el tráfico es sumamente intenso en relación a su valor medio y estos momentos ocurren con una frecuencia relativamente baja; pero no despreciable.

Debido a que este grado de dispersión en los valores del tráfico real es más alta que la que es posible representar con modelos gaussianos, algunos investigadores propusieron representar este comportamiento usando procesos estocásticos creados a partir de variables aleatorias que exhiben un lento decaimiento en sus extremos (*heavy tails*). Una variable aleatoria X tiene este comportamiento si para $\lambda \rightarrow \infty$,

$$P(X > \lambda) \sim \lambda^{-\alpha} \text{ para } 0 < \alpha < 2.$$

Un ejemplo de una distribución que exhibe esta propiedad es la variable Pareto, la cual se utiliza comúnmente para representar fenómenos con grandes fluctuaciones. Otro enfoque para representar este comportamiento es a través de la familia de variables α estables las cuales incluyen a la gaussiana como un caso particular.

La estabilidad es una propiedad de algunos tipos de variables aleatorias que está relacionada con el hecho de que su suma no afecta sus distribuciones de probabilidad. Por ejemplo, la variable gaussiana es estable ya que la suma de dos de ellas resulta en otra variable cuya distribución también es gaussiana. En contraste, la variable uniforme no es estable ya que la suma

de dos de ellas resulta en una variable de distribución triangular.

Las distribuciones α -estables constituyen una familia de variables aleatorias que exhiben estabilidad. Para entender la naturaleza de estas variables es conveniente recordar las condiciones establecidas por el conocido Teorema del Límite Central de la teoría de la probabilidad. Éste establece que las estadísticas de una suma normalizada de un conjunto de variables aleatorias idénticas, independientes y de varianza finita, tiende a una distribución de Gauss conforme se incrementa el número de sumandos. Sin embargo, si se elimina la restricción de que las variables consideradas deban tener varianza finita, las estadísticas de la suma tienden ahora a una distribución más general llamada α estable. Esto es lo que se conoce como el Teorema Generalizado del Límite Central (TGLC).

El gran potencial de las variables aleatorias α -estables en aplicaciones de modelado se debe a que múltiples fenómenos observados en la vida diaria naturalmente provienen de la suma o superposición de una gran cantidad de contribuyentes. En el caso de las redes de comunicaciones la superposición de flujos de datos altamente variantes que da lugar al tráfico compuesto se puede considerar como el equivalente al efecto de sumar las variables aleatorias mencionadas en el TGLC por lo que se puede describir adecuadamente con variables α -estables. Es por esta razón que en este trabajo nos concentraremos en este enfoque para el modelado de alta variabilidad.

Entre las características de las distribuciones α -estables destaca el hecho de que su función de densidad de probabilidad puede presentar un decaimiento lento hacia los extremos, lo cual implica que valores alejados de la media pueden presentarse con probabilidades pequeñas; pero no despreciables. La tasa de decaimiento se controla con el valor de uno de los parámetros de la distribución llamado índice de estabilidad y se

representa con la letra griega α . Esta situación se ilustra en la figura 1 con varios casos para la variable α estable arbitraria Y . Las variables aleatorias α -estables tienen varianza infinita cuando $\alpha < 2$, lo cual permite el modelado de fenómenos altamente impulsivos, es decir aquellos que presentan alta dispersión en sus valores. La variable gaussiana es un caso particular de la familia α estable que ocurre cuando $\alpha = 2$. Ésta no presenta un decaimiento lento hacia los extremos y tiene varianza finita.

Como ejemplo del uso de variables α -estables en modelado de tráfico, la figura 2 ilustra una

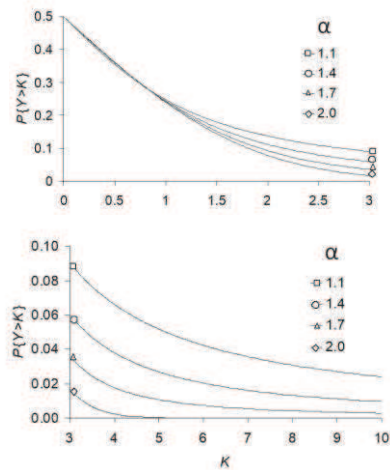


Figura 1) Comparación del decaimiento entre cuatro casos de variables aleatorias α -estables. Por claridad en la comparación, la figura de la izquierda muestra el intervalo 0 a 3 mientras que la de la derecha muestra el intervalo 3 a 10. Observe que conforme el parámetro α disminuye, la probabilidad residual de la variable (i. e. $P(Y>K)$) tiene un decaimiento más lento. El caso $\alpha = 2$ corresponde al caso gaussiano.

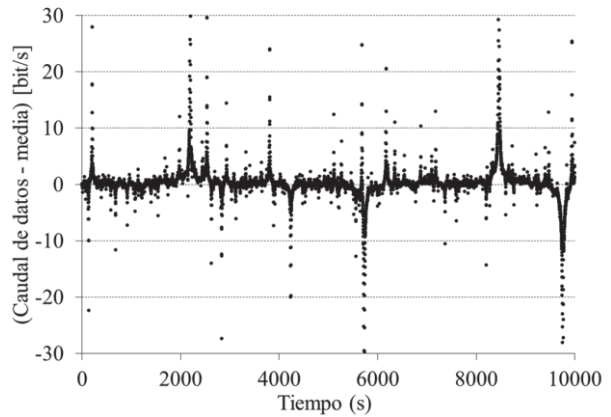
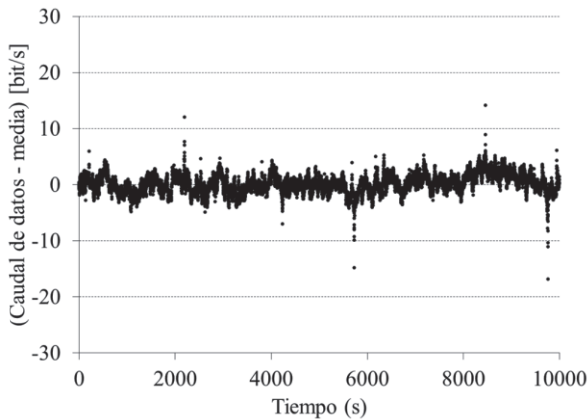


Figura 2. La figura en la parte superior muestra una traza de tráfico sintético con una dispersión en sus valores de tipo gaussiano. La figura en la parte inferior muestra una traza de características similares, excepto que su distribución marginal es α -estable con $\alpha = 1.05$.

comparación entre dos trazas de tráfico sintético. La figura en la parte superior corresponde a un caso de tráfico cuya distribución marginal (i. e. la dispersión de sus valores) es gaussiana. El caso mostrado en la parte inferior corresponde a una traza sintética que tiene una distribución marginal α -estable con parámetro $\alpha = 1.05$. La figura 2 ayuda a entender por qué es útil utilizar variables aleatorias α -estables en modelado de tráfico altamente variante. Vale la pena enfatizar que la forma en la que se dispersan las muestras mostradas en la parte inferior de la figura no podría obtenerse simplemente escalando por algún factor la traza mostrada en la parte superior. Éste es un ejemplo del uso de una variable de varianza infinita para aproximar de mejor forma el comportamiento de un fenómeno. Es conveniente enfatizar que tanto las dependencias de gran escala así como la varianza infinita son idealizaciones matemáticas que no se pueden validar a partir de un conjunto finito de muestras de tráfico real al que se ajustan los modelos.

IV. Familias de modelos

La cantidad de datos recibidos desde un enlace de comunicaciones comúnmente se representa con alguno de los siguientes dos enfoques:

- a) A través de un proceso que describe el número total de bits que se han recibido hasta el instante t . Este proceso se denota como $A(t)$ y usualmente la cuenta se inicia en cero, i. e. $A(0)=0$.
- b) A través de un proceso de incrementos que represente la cantidad de bits recibidos en cada unidad de tiempo. Usando el proceso de conteo mencionado en el inciso anterior, el número de bits recibidos en la n ésima ranura de tiempo puede obtenerse como $A(n+1)-A(n)$.

A pesar de que no hay una única forma de modelar el tráfico de datos, los siguientes procesos estocásticos y sus incrementos (que resultan ser procesos estacionarios) se usan frecuentemente.

Consideremos el caso en el que $A(t)$ se modela utilizando el proceso autosimilar denominado movimiento estable fraccionario lineal (*linear fractional stable motion* o LFSM) con índice de estabilidad $1 < \alpha < 2$ y parámetro de Hurst $0 < H < 1$ (donde $H > 1/\alpha$). El proceso de incrementos de LFSM (i. e., $A(n+1) - A(n)$) da lugar a ruido estable fraccionario lineal (*linear fractional stable noise* o LFSN). Este último exhibe dependencias de gran escala y alta variabilidad.

Si ahora $A(t)$ se modela usando LFSM con índice de estabilidad $\alpha=2$, se da lugar a un proceso autosimilar gaussiano denominado movimiento browniano fraccionario (*fractional Brownian motion* o fBm). En este caso los incrementos de fBm dan lugar a ruido gaussiano fraccionario (*fractional Gaussian noise* o fGn). Este último exhibe dependencias de gran escala; pero no alta variabilidad.

Por último, si para modelar $A(t)$ se usa fBm con parámetro de Hurst $H=1/2$, éste se convierte en movimiento browniano (*Brownian motion* o Bm) y sus incrementos dan lugar a ruido blanco gaussiano (*white Gaussian noise* o wGn). Este último no exhibe dependencias de gran escala ni alta variabilidad.

Algunos de los modelos autosimilares más

¹ También podrían utilizarse otras unidades de medida de los datos (p. ej. bytes, paquetes o tramas).

comúnmente usados en tareas de análisis de tráfico están basados en fBm, tal como el propuesto en (Norros 1994). Este modelo fue más tarde satisfactoriamente justificado por Willinger *et al.* (Willinger 1997) en términos de la superposición del tráfico generado por conexiones individuales.

V. Efectos en desempeño

Uno de los principales usos de un modelo de tráfico es el estudio del comportamiento de un sistema consistente de una fila de espera y un servidor. Este tipo de sistemas se utilizan para representar situaciones en las que clientes llegan a un sitio en busca de un servicio. Por ejemplo, puede representar la llegada de personas a un banco para realizar una transacción en una ventanilla.

En este caso, dos ejemplos de medidas de rendimiento que podrían usarse para evaluar el desempeño en el servicio del banco podrían ser el tiempo promedio que los clientes esperan formados y el tamaño promedio de la fila. En el caso que nos interesa, una red de comunicaciones, la llegada de clientes al sistema fila-servidor corresponde a la llegada de paquetes de datos a un dispositivo de encaminamiento ("ruteador") localizado en algún punto de la ruta entre un transmisor y un receptor.

Cada paquete de datos que arriba al sistema tiene que hacer fila almacenándose temporalmente en la memoria del dispositivo en espera de que se determine cuál es el mejor enlace de salida por el cual debe encaminarse hacia su destino. El servicio proporcionado corresponde a la retransmisión del paquete de datos sobre uno de los enlaces de salida. En este contexto una medida de desempeño importante es el tamaño de la fila ya que esto se traduce en retardos y, en consecuencia, en la calidad del servicio percibida por el usuario de la red.

Así, el conocer el comportamiento de un sistema fila-servidor, bajo un modelo de tráfico que

describa de manera realista la forma en la que llegan los datos, es uno de los objetivos más importantes de los analistas de desempeño.

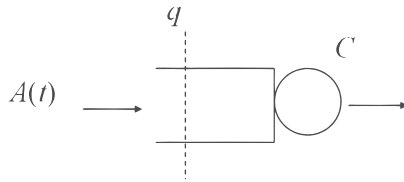


Figura 3. Sistema consistente de una fila de espera y un servidor.

La figura 3 muestra la típica representación gráfica de un sistema fila-servidor. El espacio para la fila se indica con un rectángulo abierto en un extremo y el servidor con un círculo. Considere un sistema en el que el espacio para la fila es suficientemente grande (infinito en términos prácticos) como para que cualquier paquete de datos que llegue pueda almacenarse. Sea q una variable aleatoria que describe el tamaño de la fila, C la velocidad a la que se pueden retransmitir los datos y $A(t)$ el modelo de tráfico que representa el proceso de llegada de datos al sistema. La figura 3 ilustra la forma en la que interrelacionan estos conceptos.

Como ya se mencionó, es de particular interés la probabilidad de que q , el tamaño de la fila, exceda un cierto tamaño x , i.e. $P(q > x)$. Se ha demostrado (ver p. ej. (Beran, 1995)) que, cuando la llegada de datos $A(t)$ ocurre de acuerdo a un proceso de Poisson, q es asintóticamente exponencial, i. e.

$$P(q > x) \sim e^{-\eta x} \text{ para } x \rightarrow \infty,$$

donde η es una constante positiva. En (Norros, 1995) se efectuó el análisis del sistema fila-servidor considerando como tráfico de entrada $A(t)$ movimiento browniano fraccionario. Norros demostró que bajo estas condiciones ahora q es asintóticamente Weibull, es decir

$$P(q > x) \sim e^{-\gamma x^\beta} \text{ para } x \rightarrow \infty,$$

donde γ es una constante y $\beta = 2(1-H)$. Posteriormente se demostró (Gallardo, 2000) que cuando la llegada de datos al sistema se describe a través de movimiento estable fraccionario lineal, el tamaño de la fila q muestra un decaimiento asintóticamente hiperbólico, i. e.

$$P(q > x) \sim x^{-\vartheta} \text{ para } x \rightarrow \infty \text{ y } 0 < \vartheta < 1.$$

Este decaimiento lento implica que el valor medio del tamaño de la fila no existe, independientemente de la intensidad del tráfico. Este sorprendente resultado tiene su origen en la alta variabilidad del tráfico.

Como una ilustración de las implicaciones de estos resultados, en la figura 4 se muestra un ejemplo del

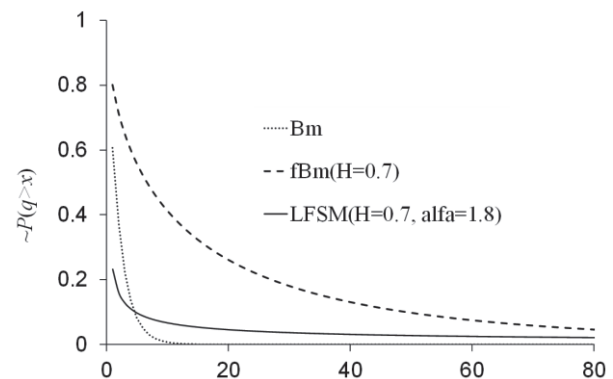


Figura 4. Probabilidad residual del tamaño de la fila en un sistema fila-servidor con varios tipos de tráfico de entrada

comportamiento de la probabilidad $P(q > x)$ para los siguientes tres casos en condiciones comparables: cuando el tráfico de entrada es Bm, fBm (con $H=0.7$) y LFSM (con $H=0.7$ y $\alpha=1.7$). Se observa que con tráfico tipo Bm hay un rápido decaimiento de esta probabilidad, mientras que éste es mucho más lento en los casos fBm y LFSM. Aunque por claridad no se muestra en la figura, la curva de fBm eventualmente cruza la de LFSM ya que ésta decae más lentamente. Puede observarse que la

presencia de dependencias de gran escala en el tráfico y su alta variabilidad tienen un enorme impacto en la probabilidad de que la fila exceda un cierto valor.

VI. Conclusiones y comentarios finales

Varias posibilidades surgen con un mejor entendimiento de las propiedades estadísticas del tráfico de datos y de su relevancia. Por un lado, los modelos que incorporan las propiedades más relevantes del tráfico descubiertas hasta el momento (i. e. autosimilitud y alta variabilidad) permiten realizar análisis teóricos de desempeño más apegados a la realidad de lo que anteriormente era posible. Asimismo, la integración de este conocimiento a un programa de simulación permite estimar el comportamiento de alguna tecnología de red, aun antes de implementarla en un sistema prototipo.

Por otro lado, el conocimiento de las propiedades del tráfico permite desarrollar mecanismos nuevos o mejorados que controlen de manera efectiva los niveles de congestión en las redes.

A pesar de los avances con los que contamos, el estudio del tráfico de datos no es una tarea terminada. La constante adopción de nuevas tecnologías de comunicaciones, así como el cambio en las aplicaciones preferidas por los usuarios modifican continuamente los patrones de uso de las redes. En la última década, por ejemplo, hemos presenciado un cambio en la forma en la que se distribuye material audiovisual de entretenimiento: de un disco (CD o DVD) a una reproducción bajo demanda (i. e. streaming). Hemos visto también la popularización de las redes sociales (p. ej. Facebook), de ciertos programas de mensajería instantánea (p. ej. Whatsapp) así como de aplicaciones de conducción asistida por geolocalización (p. ej. Waze y GoogleMaps). Todo esto ha modificado las características del tráfico. En el futuro la adopción de otras tecnologías y aplicaciones seguramente planteará la necesidad de nuevos estudios en la materia.

Finalmente cabe mencionar que el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la UAM-Iztapalapa a través de su Área de Investigación en Redes y Telecomunicaciones no ha sido ajeno a esta área de investigación. Entre las investigaciones en las que han participado miembros del Departamento se pueden mencionar el trabajo en modelado de tráfico Web realizado por el Dr. César Jalpa Villanueva (Liu, 2001) y mi propio trabajo en modelado y control de tráfico, p. ej. (Lopez-Guerrero, 2005).

Referencias

- Beran, J., R., Sherman, Taqqu M. S. and Willinger, W., Long range dependence in variable-bit-rate video traffic, *IEEE Transactions on Communications*, 43, pp. 1566-1579, 1995.
- Crovella, M. y Bestavros, A., Self-similarity in World Wide Web traffic: evidence and possible causes, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 5, pp. 835-846, 1997.
- Gallardo, J. R., Makrakis, D. y Orozco-Barbosa, L., Use of alpha-stable self-similar stochastic processes for modeling traffic in broadband networks, *Performance Evaluation Journal*, 40, pp. 71-98, 2000.
- Karasaridis, A. y Hatzinikos, D., Network Heavy Traffic Modeling Using α -Stable Self-Similar Processes, *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 49, pp. 1203-1214, July 2001.
- Leland, W. E., Taqqu, M. S., Willinger, W. and Wilson, C. V., On the self-similar nature of Ethernet traffic (extended version), *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2, pp. 1-15, 1994.
- Liu, Z., Niclauss N. y Jalpa-Villanueva C., Traffic model and performance evaluation of Web servers, *Performance Evaluation*, 46 [2-3], 2001.
- Lopez-Guerrero M., Orozco-Barbosa L. y Makrakis M., Probabilistic envelope processes

for α -stable self-similar traffic models and their application to resource provisioning, *Performance Evaluation*, 61 [2-3], 2005.

Norros, I., A storage model with self-similar input, *Queueing Systems*, 16, pp. 387-396, 1994.
Paxson, V. and Floyd, S., Wide area traffic: the failure of Poisson modeling, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 3, pp. 226-244, 1995.

Willinger, W., Taqqu, M. S., Sherman, R. y Wilson, D. V., Self-Similarity Through High-Variability: Statistical Analysis of Ethernet LAN Traffic at the Source Level, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 5, pp. 71-86, 1997.

Lecturas recomendadas

Mandelbrot, B. B., *The fractal geometry of nature*, W. H. Freeman and Co., EE. UU., 1982.