

MÁSTERES de la UAM

Escuela Politécnica
Superior / 16-17

Ingeniería
de Telecomunicación

**Planificación
de transferencias
masivas en entornos
multi-PoP**
*Sergio Albandea
Martínez*

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



TRABAJO FIN DE MÁSTER

Planificación de transferencias masivas en entornos multi-PoP

Máster Universitario en Ingeniería de Telecomunicación

Autor: Albandea Martínez, Sergio

Tutor: García Dorado, José Luis

Ponente: López de Vergara Méndez, Jorge E.

Fecha: Septiembre 2017

PLANIFICACIÓN DE TRANSFERENCIAS MASIVAS EN ENTORNOS MULTI-POP

AUTOR: Sergio Albandea Martínez
TUTOR: José Luis García Dorado
PONENTE: Jorge E. López de Vergara Méndez

High Performance Computing and Networking Research Group (HPCN)
Dpto. Tecnología Electrónica y de las Comunicaciones
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Septiembre 2017

Resumen

Desde los comienzos de la computación, períodos de baja carga han sido aprovechados para programar tareas no interactivas. Hoy en día, entre estas tareas destaca la planificación de transferencias masivas —aquellas transferencias de gran volumen sin exigencias precisas en cuanto a su momento de realización, como pueden ser la distribución de bases de datos o la replicación de recursos o copias de seguridad—, debido a su efecto directo tanto en el rendimiento como en el coste de las redes.

A través de una revisión e inspección visual de las curvas de demandas de tráfico de diversos puntos de presencia (PoP), ya sean una red, enlace, ISP o IXP, se hace evidente que los períodos de bajo uso de ancho de banda se producen a primera hora de la mañana, mostrando una apreciable forma convexa en ese momento. Tal observación nos ha llevado a estudiar y modelar el instante cuando tales demandas alcanzan su mínimo, en lo que hemos denominado momento valle como una aproximación al lapso ideal para realizar transferencias masivas.

Después de estudiar y modelar escenarios de PoPs individuales buscando homogeneidad temporal y espacial en el fenómeno, así como su extensión a escenarios multi-PoP —*metanodos* contruidos a partir de la agregación de varios PoPs—, se propone un sistema predictor para el momento valle. Esta herramienta funciona como un oráculo para la planificación de transferencias masivas, con diferentes versiones según las escalas de tiempo y el equilibrio deseado entre precisión y complejidad, y tiene en cuenta las diferentes zonas horarias de cada uno de los nodos; por lo tanto, está pensada para redes geodistribuidas.

La evaluación del sistema, denominado VTO, ha demostrado su utilidad, con errores inferiores a una hora en la estimación de momentos valle, así como errores en torno al 10% en términos de ancho de banda entre la predicción y el tráfico del valle real. Asimismo, se ha calculado el impacto en el percentil 95 de uso de una red real de efectuar transferencias masivas con VTO, mostrando su mejora frente a un sistema de hora fija.

Palabras clave

Momentos valle; Planificación de transferencias; Transferencias masivas; Planificación de red; RedIRIS; Método del percentil 95; Sistema VTO.

Abstract

Periods of light load have been employed for the scheduling of non-interactive tasks since the early stages of computing. Nowadays, among such tasks it stands out the scheduling of bulk transfers—i.e., large-volume transfers without a precise timing—such as database distribution, resources replication or backups, given its direct effect on both the performance and billing of networks.

Through a review and visual inspection of traffic-demand curves of diverse points of presence (PoP), either a network, link, ISP or IXP, it becomes apparent that low-use periods of bandwidth demands occur at early morning, showing a noticeable convex shape. Such observation conducted us to study and model the time when such demands come to their minimum, on what we have named valley time of a PoP as an approximation to the ideal moment to carry out bulk transfers.

After studying and modeling single-PoP scenarios both temporally and spatially seeking homogeneity in the phenomenon, as well as its extension to multi-PoP scenarios or paths—a meta-PoP constructed as the aggregation of several PoPs—, a final predictor system is proposed for the valley time. This tool works as an oracle for scheduling bulk transfers, with different versions according to time scales and the desired trade-off between precision and complexity, and takes into account different time zones; hence, it is intended to serve geodistributed networks.

The evaluation of the system, named VTO, has proven its usefulness with errors below an hour on estimating the occurrence of valley times, as well as errors about 10% in terms of bandwidth between the prediction and the actual valley traffic. Likewise, the impact of effecting bulk transfers with VTO on the 95th percentile usage of a real network has been calculated, showing an improvement over a fixed-time system.

Keywords

Valley times; Transfer scheduling; Bulk transfers; Network planning; RedIRIS; 95-percentile method; VTO system.

Agradecimientos

Gracias a mi tutor, José Luis, por pensar de nuevo en mí para realizar este Trabajo Fin de Máster y culminar así estos casi tres años de gran aprendizaje sobre el uso de las redes y sus valles. Agradecimiento que extiendo a David por su colaboración y en general al grupo HPCN por su ayuda.

Asimismo, quiero dar gracias a mis compañeros en un primer curso muy intenso y que supuso todo un reto personal. También gracias a los habituales, Jorge, Guille y Álvaro, por haber compartido los pocos momentos libres de los que hemos dispuesto en esta última etapa en la universidad.

Por último, gracias a los que siempre están ahí: mis padres, mi hermana y Cristina.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	Introducción.....	1
1.1	Motivación.....	1
1.2	Objetivos.....	3
1.3	Organización de la memoria.....	4
2	Preámbulo.....	5
2.1	Estado del arte: trabajos relacionados.....	5
2.2	Contribuciones de este trabajo.....	6
2.3	Tráfico diario y períodos de bajo uso.....	7
2.3.1	Patrones de tráfico en Internet.....	7
2.3.2	Hora valle como sinónimo de momento valle.....	9
2.3.3	Definición de <i>path</i> y su momento valle.....	9
3	Momentos valle en un PoP.....	11
3.1	Fuente de datos: flujos de red de RedIRIS.....	11
3.2	Pautas de tráfico en RedIRIS.....	12
3.2.1	Patrón diario.....	12
3.2.2	Patrón semanal.....	14
3.2.3	Patrón a lo largo del tiempo.....	14
3.3	Modelado de los momentos valle.....	15
3.4	Análisis de factores.....	18
3.4.1	ANOVA.....	18
3.4.2	Definición de la predicción para un único PoP.....	21
4	Dinámicas del momento valle multi-PoP.....	23
4.1	Planteamiento del papel de los husos horarios.....	23
4.1.1	Visualización y aproximación al problema.....	23
4.1.2	Herramienta predictiva: VTO.....	28
4.2	Método general de predicción.....	28
4.3	Método simple de predicción.....	30
5	Evaluación del sistema predictivo multi-PoP.....	33
5.1	Operación.....	33
5.2	Evaluación.....	33
5.2.1	Cómputo del error en la predicción.....	33
5.2.2	Resultados.....	35
5.2.3	Impacto en el percentil 95 diario.....	37
6	Conclusiones y trabajo futuro.....	41
6.1	Conclusiones.....	41
6.2	Trabajo futuro.....	42
	Referencias.....	45
	Glosario de acrónimos.....	49

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2-1: EJEMPLOS DE DISTINTOS PATRONES DIARIOS DE TRÁFICO.	8
FIGURA 2-2: REPRESENTACIÓN DE LA AGREGACIÓN DE POPs EN <i>PATHS</i>	10
FIGURA 3-1: TOPOLOGÍA DE REDIRIS [33].	11
FIGURA 3-2: EJEMPLO DE PATRÓN DE TRÁFICO DIARIO EN REDIRIS, EN Mb/s.	13
FIGURA 3-3: MUESTRA DE LAS DISTINTAS AMPLITUDES EN EL TRÁFICO DIARIO EN REDIRIS.	13
FIGURA 3-4: EJEMPLO DE PATRÓN DE TRÁFICO SEMANAL EN REDIRIS, EN Mb/s.	14
FIGURA 3-5: FDAS DE MOMENTOS VALLE CON DÍA NATURAL (IZQ.) Y DÍA COMENZANDO A LAS 18H (DER.)	17
FIGURA 4-1: DISTRIBUCIÓN DE CENTROS DE DATOS EN EL MUNDO.	23
FIGURA 4-2: MAPA GLOBAL DE HUSOS HORARIOS.	24
FIGURA 4-3: COMPARATIVA DE DESFASES HORARIOS Y SU EFECTO EN LA SERIE TEMPORAL Y EL MOMENTO VALLE DE UN <i>PATH</i> DE DOS POPs IDÉNTICOS.	25
FIGURA 4-4: COMPARATIVA DE DESFASES HORARIOS Y SU EFECTO EN LA SERIE TEMPORAL Y EL MOMENTO VALLE DE UN <i>PATH</i> DE DOS POPs CON TRÁFICO DIFERENCIADO.	26
FIGURA 4-5: EJEMPLOS DE SERIES TEMPORALES CON DISTINTOS NÚMEROS DE SALTOS, DISTINGUIENDO ENTRE DÍAS ENTRE SEMANA (ARRIBA) Y FINES DE SEMANA (ABAJO).	27
FIGURA 4-6: EJEMPLO DEL AJUSTE DEL MODELO GENERAL AL TRÁFICO DIARIO DE UN POP.	29
FIGURA 4-7: EJEMPLO DEL AJUSTE DEL MODELO GENERAL AL TRÁFICO DIARIO DE UN <i>PATH</i>	30
FIGURA 4-8: EJEMPLO DE PREDICCIÓN CON EL MÉTODO SIMPLE DEL MOMENTO VALLE EN UN <i>PATH</i>	31
FIGURA 5-1: EJEMPLO DE CÁLCULO DEL ERROR DE PREDICCIÓN.	34
FIGURA 5-2: FDA DEL ERROR DE PREDICCIÓN DEL MOMENTO VALLE USANDO EL SISTEMA VTO CON EL MÉTODO GENERAL DE PREDICCIÓN Y COMPARATIVA DE ESCENARIOS CON DISTINTOS NÚMEROS DE SALTOS FORMANDO PARTE DEL <i>PATH</i>	35
FIGURA 5-3: FDA DEL ERROR DE PREDICCIÓN DEL MOMENTO VALLE USANDO VTO CON LOS MÉTODOS GENERAL (AZUL), SIMPLE (NEGRO) Y HORA FIJA (VERDE) PARA DISTINTOS LÍMITES DE DESFASE HORARIO.	36
FIGURA 5-4: EJEMPLO DE SERIE TEMPORAL Y SU FACTURACIÓN SEGÚN EL PERCENTIL 95.	37
FIGURA 5-5: EJEMPLO DE OPTIMIZACIÓN DE TRÁFICO PARA FACTURACIÓN SEGÚN EL PERCENTIL 95.	38

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 3-1: RESUMEN DE MEDICIONES PROMEDIADAS.....	12
TABLA 3-2: RESULTADOS DEL TEST KPSS E INTERVALOS DE CONFIANZA.....	15
TABLA 3-3: RESULTADOS DEL TEST DE CORRELACIÓN.....	16
TABLA 3-4: RESULTADOS DE ANOVA	19

1 Introducción

1.1 Motivación

Tan pronto como surgió la informática, períodos de baja carga relativa comenzaron a ser aprovechados para tareas no interactivas, muchas veces denominadas *batch* o por lotes [1], como pueden ser la consolidación de bases de datos o el procesamiento de pagos de las entidades bancarias. Con el advenimiento de la era de Internet, este tipo de tareas evolucionaron progresivamente para actuar de forma distribuida —a menudo geodistribuida [2]—, hasta el punto de que la virtualización de las infraestructuras de Internet y los servicios en la nube son comunes en la actualidad. Por lo tanto, la replicación de recursos o copias de seguridad, las actualizaciones de sistemas operativos o la clonación de máquinas virtuales se están convirtiendo en tareas habituales, en las que se intercambian grandes volúmenes de datos sin exigir un horario específico o preciso [3]. Por lo general se las denomina transferencias masivas [4], y su gestión, como en el pasado la del procesamiento *batch* en ordenadores centrales o *mainframes*, es fundamental en cuanto a eficiencia y coste.

En términos de coste, la programación o planificación será imprescindible para las entidades que pagan por el ancho de banda en Internet en función de volúmenes; aún más cuando los proveedores de tránsito cobran por el servicio siguiendo una facturación por ráfaga o *burstable billing*; es decir, determinada típicamente a partir del percentil 95 de uso del ancho de banda [5]. Un ejemplo de esta situación son los Proveedores de Servicios de Internet (ISP) de nivel 2, redes con alcance nacional o regional que se conectan y pagan a los ISPs de nivel 1 según la utilización máxima [6].

De forma similar, tanto los proveedores en la nube como las Redes de Entrega de Contenidos (CDN) suelen vincular sus centros de datos a los ISPs de nivel 1 y pagan a partir de esta métrica no sólo para el tráfico ascendente y descendente, sino también para las transferencias entre centros de datos distribuidos [7]. Esta manera de cobrar a los clientes abre la oportunidad de efectuar transferencias masivas en períodos de bajo uso, específicamente por debajo y sin modificar el percentil 95, para que los cargos no se incrementen.

Mientras, en términos de eficiencia un administrador de red puede buscar minimizar las interferencias de las transferencias masivas con el tráfico habitual sin desplegar nuevos recursos ni alterar las topologías existentes. Este escenario abarca diferentes escalas. A un nivel superior, ISPs que difunden contenidos en diferentes puntos de presencia (PoP) — en esencia, routers o cualquier tipo de concentrador de tráfico— o que aglutinan registros y mediciones de tráfico en sus instalaciones principales. Por ejemplo, las Redes Nacionales de Investigación y Educación a menudo centralizan las tareas de monitorización en un PoP específico [8]. En el medio, clientes de redes virtualizadas definidas, en tanto en cuanto operan una red como su único propietario aunque la infraestructura sea parte del hardware de un proveedor [9]. A un nivel inferior, cualquier cliente que utilice un enlace dedicado, independientemente de la tecnología subyacente — por ejemplo, GMPLS—, como puede ser un banco que alquila enlaces entre sus sucursales. El factor común de todos estos ejemplos es el interés en lograr una

planificación inteligente de transferencias masivas que conviven con el tráfico normal de la red.

Otra aproximación al problema es programar las transferencias masivas a primera hora de la mañana. Sirva como ejemplo Netflix, quien propone a los ISPs el despliegue de servidores *Open Connect Appliance*, los cuales almacenan los contenidos más populares cerca de los usuarios finales buscando reducir la latencia. De acuerdo con su documentación pública, Netflix generalmente implementa estas actualizaciones entre las 2:00h y las 14:00h¹. Como un paso más, los autores de [10] diseñaron *NetStitcher*, un sistema de almacenamiento y envío diseñado para explotar ventanas de transmisión de bajo coste. Ellos definieron tales períodos como fijos, entre las 3:00h y las 6:00h locales, e idénticos para diferentes lugares en los Estados Unidos.

Alternativamente, pensamos que el momento ideal para realizar transferencias masivas no debería ser un período inmóvil: este tipo de tráfico debe ser intercambiado cuando la infraestructura está experimentando un uso bajo, el cual puede variar dependiendo de diversos factores. El estudio de los intervalos ideales tanto temporales como espaciales es uno de los principales objetivos de este trabajo.

Los patrones de ancho de banda, de acuerdo con mediciones reales de red, siguen una forma convexa durante los períodos de baja intensidad con un mínimo abrupto a primera hora de la mañana; llamémosla una forma valle. En este sentido, se estudiaron los momentos valle diarios durante años en diversos puntos de presencia (PoP) de la Red Española de Investigación y Educación (RedIRIS²) y se encontró que las series temporales pueden ser modeladas como un proceso gaussiano después de simples transformaciones [11]. Esto permite comparar fácilmente el comportamiento de los PoPs y explicar las diferencias por PoP y otros factores intrínsecos [12], como el mes, el día de la semana o el día del mes cuando se recogieron las mediciones.

Ampliando el enfoque, este trabajo se centra no sólo en la ocupación de un único PoP —o, dependiendo de la escala, el enlace, la red o el sistema autónomo—, sino también en las demandas mostradas por *paths* de múltiples saltos. Es decir, dada una transferencia que atraviesa más de un PoP, se plantea cuándo la curva resultante de las demandas de ancho de banda tiene un uso bajo. Hay que tener en cuenta que, en este escenario, aparte de las diferencias en los patrones de cada PoP se hace evidente que una topología a nivel nacional puede diferir significativamente de una mayor que abarca más de una zona horaria.

Finalmente, todos los hallazgos y conclusiones resultantes se traducen en un sistema de predicción llamado VTO (*Valley Times Oracle*). VTO predice momentos valle y reporta el marco temporal ideal para llevar a cabo una transferencia masiva —en realidad, cualquier tarea por lotes— dado un PoP o un conjunto de PoPs en el caso de *paths*. Los resultados de VTO para predecir momentos valle en diversos escenarios han demostrado su utilidad, ya que se consiguen errores inferiores a una hora en tiempo —para un PoP único— y errores en torno al 10% en ancho de banda en el más habitual entorno multi-

¹ <https://openconnect.netflix.com/>

² <http://www.rediris.es/index.php.en>

PoP, por lo que destaca la aplicabilidad del sistema para planificar transferencias masivas futuras.

La temática de este Trabajo de Fin de Máster está relacionada con los contenidos de las asignaturas de Gestión de Redes, Tecnologías y Servicios de Internet, y Planificación de Redes. En el primer caso, debido a que VTO puede ser empleado por un gestor de red para optimizar el rendimiento y el coste de su red; en el segundo caso, debido al planteamiento de una red geodistribuida y de un sistema que sirva a proveedores de infraestructuras en la nube; y en el tercero, por su aplicación en la planificación y el uso de flujos de red como base para las medidas.

1.2 Objetivos

La misión principal de este trabajo es diseñar y desarrollar un sistema de predicción para los momentos valle que sirva para optimizar la planificación de transferencias masivas. Para acometer este objetivo se establecen varias fases:

- **Estudio del estado del arte de la planificación de red relacionado con transferencias masivas.** Se realizará un repaso de los trabajos relacionados, fundamentalmente aquellos que han tratado la planificación de red y las diversas propuestas para optimizar las transferencias masivas, con especial foco en las estrategias centradas en periodos de bajo uso así como en las implicaciones de la métrica percentil 95.
- **Realización de un análisis pormenorizado de los datos disponibles para llevar a cabo un estudio riguroso.** Los datos *en crudo* disponibles se analizarán para delimitar el número de PoPs bajo estudio y descartar días con cortes o comportamientos extraños, que no se correspondan con el uso de una red.
- **Revisión del modelado de los momentos valle.** Se argumentará la caracterización del momento valle como una variable gaussiana, desarrollando en profundidad los fundamentos de dicho modelado y hallando factores significativos, teniendo presente el número de niveles de cada uno de ellos.
- **Estudio de las implicaciones de la realización de transferencias masivas en entornos multi-PoP y utilización del momento valle.** Se expondrá la problemática asociada a las transferencias de gran volumen y se defenderá el momento valle como solución.
- **Explicación y estudio de la relevancia del huso horario en el momento valle.** Se explicará la importancia de los husos horarios en un entorno de red geodistribuido, ilustrando mediante ejemplos los patrones de las demandas de tráfico resultantes de contar con nodos repartidos a lo largo del planeta.
- **Explicación y estudio de la relevancia del ancho de banda en el momento valle.** Se detallará por qué, aunque en el caso de un único PoP es asumible medir los errores de predicción en minutos, en el multi-PoP carece de sentido, especialmente si se introducen diferentes zonas horarias.

- **Planteamiento y análisis de un modelo de tráfico para caracterizar el patrón de tráfico de red diario.** Se justificará y definirá el uso de un modelo de tráfico que sirva de utilidad para captar las formas de las demandas de ancho de banda diarias, de manera que éstas puedan ser agregadas a nivel de PoP y se pueda estimar el tráfico en un *path*.
- **Aplicabilidad del modelo de tráfico en la predicción del momento valle y simplificación.** Se visualizará el ajuste del modelo a la serie temporal diaria del tráfico. Asimismo, se formulará un método de predicción simplificado y se especificará su marco de aplicación.
- **Evaluación del sistema de predicción VTO y análisis de los resultados.** Se realizarán experimentos representativos y se comentarán los resultados obtenidos, así como la estimación del impacto de efectuar transferencias masivas con VTO en el percentil 95.

1.3 Organización de la memoria

La memoria consta de las siguientes secciones o capítulos:

- **Sección 1: Introducción.** Motivación; objetivos; organización de la memoria.
- **Sección 2: Preámbulo.** Estado del arte (trabajos relacionados); aportaciones de este trabajo frente a ellos; revisión de patrones de tráfico en Internet; definiciones de hora valle, momento valle y *path*.
- **Sección 3: Momentos valle en un PoP.** Detalles de la fuente de datos (RedIRIS), patrones de tráfico encontrados en RedIRIS; prueba de estacionariedad; modelado del momento valle individual y justificación de normalidad; comprobación de curtosis en la muestra; análisis ANOVA buscando factores significativos ponderados por niveles; definición de la predicción para un único PoP.
- **Sección 4: Dinámicas del momento valle multi-PoP.** Papel e implicaciones de los husos horarios; visualización del problema sobre series temporales de RedIRIS, presentación y filosofía de la herramienta VTO; métodos de predicción: general y simplificado.
- **Sección 5: Evaluación del sistema predictivo multi-PoP.** Operación del sistema; explicación del cómputo del error en términos de ancho de banda; resultados de la predicción; explicación de las derivaciones de la facturación según percentil 95; impacto de transmitir con VTO en el coste de la red.
- **Sección 6: Conclusiones y trabajo futuro.** Conclusiones del estudio; sugerencias de mejora y nuevas líneas de acción.

2 Preámbulo

Esta sección se inicia revisando en primer lugar cómo ha prestado atención la comunidad investigadora a todo lo que rodea la planificación de transferencias masivas. A continuación, se explica de forma resumida las contribuciones de este estudio frente a dichos trabajos ya existentes. Posteriormente, se ilustra cómo las demandas de tráfico varían durante el día en redes de diferente condición y escala, y se exponen algunas definiciones básicas en nuestro estudio que sirven para poner en contexto secciones sucesivas: cómo aproximamos el momento valle en la práctica usando la hora valle y cómo se trata el caso de un *path*.

2.1 Estado del arte: trabajos relacionados

La planificación de transferencias masivas ha ganado relevancia debido a su impacto en el rendimiento del tráfico habitual tanto en enlaces alquilados como en el caso de propietarios de infraestructuras virtuales o físicas, así como en el coste en escenarios de precios basados en volumen; con más motivo dados los informes que evidencian los gigantescos volúmenes intercambiados por centros de datos [13], [14].

Una aproximación a este problema está relacionada con el hecho de que los operadores cobran a sus clientes según la métrica del percentil 95 [5], [15], por la cual el tráfico intercambiado se mide, típicamente, a intervalos de 5 minutos y se toma la muestra que coincide con el percentil 95 para determinar el coste. Esta observación llevó a la comunidad investigadora [10], [16], [17] a proponer realizar transferencias masivas cuando el uso de la red está por debajo de dicho percentil, ya que esta estrategia no generará un coste adicional. Hay que recalcar que una alteración de la forma del tráfico —es decir, una curva más plana o con ráfagas— sin modificar el percentil es irrelevante para la facturación.

Una alternativa diferente es cambiar el enrutamiento [7], [18] de tal manera que el tráfico se transmita mediante rutas de red menos utilizadas o centros de datos más baratos; incluso llegando hasta el punto de que Amazon ha estudiado recientemente soluciones físicas para mover datos masivos a la nube: mediante un disco duro diseñado para desplazar hasta 50 TB³ o incluso un camión para transportar datos que almacena hasta 100 PB⁴, buscando mover exabytes a *Amazon Web Services* en cuestión de semanas.

Finalmente, otra opción es identificar aquellos períodos en los que una red está en un periodo de bajo uso, típicamente a primera hora de la mañana. En este sentido, los autores de [10] identificaron el intervalo entre las 3:00h y las 6:00h de la mañana como apropiado para realizar copias de seguridad. Del mismo modo, Netflix sugiere el intervalo de 2:00h

³ <https://aws.amazon.com/es/blogs/aws/aws-importexport-snowball-transfer-1-petabyte-per-week-using-amazon-owned-storage-appliances/>

⁴ <https://aws.amazon.com/es/blogs/aws/aws-snowmobile-move-exabytes-of-data-to-the-cloud-in-weeks/>

a 14:00h para la distribución de contenidos. Sin embargo, hay que contar con que los rangos pueden diferir de un PoP a otro y, en consecuencia, el mejor momento para las transferencias de gran tamaño no puede ser asumido como un intervalo homogéneo y fijo. Por ello, nuestro objetivo es proporcionar una descripción más formal del lapso idóneo durante la mañana, al cual nos referimos como momento valle debido a su forma.

Además, las transferencias que implican más de un PoP —transferencias multisalto o multi-PoP— requieren no sólo un marco del momento valle, sino la interacción de períodos de bajo uso potencialmente diferentes. Hay que tener en cuenta que, cuando las transferencias abarcan más de una zona horaria, los períodos de uso reducido pueden estar lejos de coincidir en el tiempo.

En consecuencia, los autores de [10] propusieron equipar los puntos de presencia de una topología dada con capacidades de almacenamiento para que las transferencias puedan esperar hasta un período de bajo uso en su tránsito desde la fuente hasta el destino. Nombraron a la propuesta como *NetStitcher*, un sistema de almacenamiento y envío, que fue mejorado posteriormente [19], [20], [21] para poder efectuar múltiples transferencias simultáneas.

Por un lado, esta aproximación aún exige conocer cuándo tienen lugar los períodos de menor uso. Tales lapsos han sido considerados fijos e inflexibles, lo cual es poco probable que sea óptimo en transferencias de múltiples saltos. De esta manera, pensamos que el sistema de almacenamiento y retransmisión puede beneficiarse del estudio empírico del período de bajo uso de las redes.

Por otro lado, se observa que estos enfoques presentan dos limitaciones. En primer lugar, el potencial tiempo de espera en el que los datos se almacenan aguardando un próximo intervalo adecuado, probablemente hasta el día siguiente. Y, en segundo lugar, se requiere equipamiento de almacenamiento en los PoPs, con niveles significativos de sincronismo y necesidades de inversión en hardware.

Entretanto, algunos trabajos han tratado el problema desde una perspectiva de eficiencia energética [22], [23], relacionada con la eficiencia de tránsito de transferencias masivas debido a la intuitiva coincidencia entre ambos valles. Curiosamente, otros estudios se han centrado en enfoques cooperativos, en los que diferentes actores de Internet interactúan para reducir costes y dar un mejor servicio. Tal cooperación puede implicar a CDNs e ISPs [24], o incluso a usuarios de P2P [25]. Nuestra propuesta está en línea con estas últimas obras; es decir, busca encontrar un intervalo equilibrado entre el conjunto de PoPs involucrados.

2.2 Contribuciones de este trabajo

En la subsección anterior se han repasado diferentes planteamientos relativos a las transferencias masivas y sus efectos en la actividad normal de una red y el coste de desplegarla. En este estudio se partirá de dichas referencias, pero se desarrollará un análisis propio en lo referente tanto a PoPs individuales como al caso más común de un gestor de red con diferentes PoPs bajo su control.

En el primer caso, se modelará y caracterizará a nivel de un PoP único el momento valle y los factores que influyen, utilizando ANOVA para dicho fin, así como consideraciones al detalle de las características estadísticas de la variable. Para ello, previamente se repararán distintos patrones de tráfico en Internet, buscando similitudes y diferencias entre ellos.

En el segundo caso se presentará una aplicación cuyo atractivo reside, frente a las soluciones expuestas con anterioridad, en aprovechar infraestructuras ya desplegadas, sin requerimientos adicionales de hardware o almacenamiento, ni tampoco de desplegar nuevos enlaces. Asimismo, se pondrá en relieve la importancia de incluir distintos husos horarios y cómo juegan un papel decisivo en un escenario de red geodistribuida.

Además, nuestra propuesta apuesta firmemente por la flexibilidad, tanto en su adaptabilidad a cualquier red de la que se tengan estadísticas del tráfico sea cual sea su tamaño y alcance como a las condiciones de dicha red, ya que se puede optar por dos modelos de predicción: uno general, el cual también se separa de la bibliografía ya comentada por basarse en un modelo de tráfico que únicamente necesita cuatro datos de entrada —valle, pico, y anchos de banda de valle y pico— y otro simplificado, fundamentado en medias ponderadas. De hecho, también existe opcionalidad en su implementación: bien mediante un nodo central que recibe información del resto de PoPs y decide cuándo llevar a cabo una transferencia masiva, o bien repartiendo la complejidad entre todos los nodos y que éstos sean capaces de encontrar el momento óptimo por su cuenta solicitando los datos necesarios directamente.

2.3 Tráfico diario y períodos de bajo uso

2.3.1 Patrones de tráfico en Internet

La comunidad académica ha puesto en el pasado gran interés en la caracterización de las dinámicas de Internet [26]. Más específicamente, la evolución de las demandas de tráfico de los usuarios durante el transcurso del día ha sido estudiada por los autores de [27], [28], [29].

Sin embargo, mientras que los períodos ocupados —probablemente dada su implicación inmediata en la planificación de la red y el dimensionado del ancho de banda— han recibido una atención significativa [12], [30], no ha sido así en su contraparte, los períodos de baja utilización, pese a su potencial aplicabilidad en la planificación de tareas no críticas en cuanto a horario.

El comportamiento de las demandas de tráfico durante el día puede seguir, típicamente, dos patrones distintos según el tipo de usuarios de la red donde se genera el tráfico. Por un lado están los usuarios empresariales, que acceden a la red en sus lugares de trabajo, y por otro los usuarios domésticos, quienes utilizan la red en sus casas. Dependiendo de la proporción de una u otra clase de usuarios, se obtendrá una curva de demandas diferente para un PoP dado.

La Figura 2-1 ilustra con ejemplos significativos diversos patrones de tráfico diario para diferentes escenarios correspondientes a días entre semana, promediados y normalizados según el pico de cada uno para marcar las tendencias. Específicamente, son ejemplos de

un PoP académico, un ISP de alcance nacional, y de puntos de intercambio de Internet (IXP) nacionales e internacionales [31].

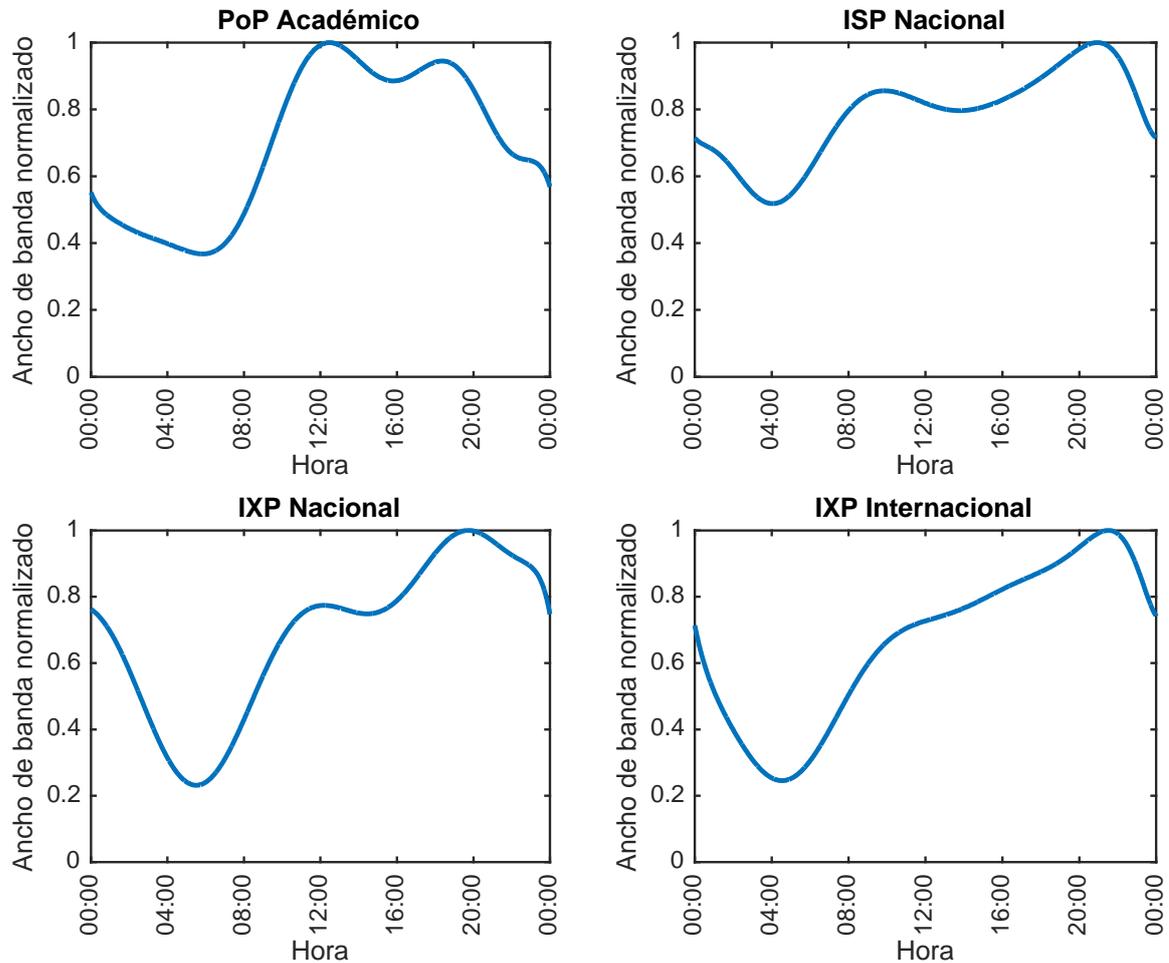


Figura 2-1: Ejemplos de distintos patrones diarios de tráfico.

Varias características son manifiestas. La más inmediata es la identificación de dos fases en el perfil diario de tráfico, una de uso bajo y otra de actividad alta u ocupada. Sin embargo, dependiendo de los escenarios específicos, la duración y el horario de tales períodos varían. Además, se observan diversas amplitudes intradía: la diferencia entre el ancho de banda alcanzado a intervalos altos y bajos. Este hecho puede ser explicado por las rutinas diarias y la proporción de tipos de usuarios a los que cada red ofrece su servicio ya explicados: mientras que las empresas y los centros académicos experimentan el pico de tráfico antes de la hora de comer, cuando se concentra la máxima actividad dentro del día, en entornos residenciales los momentos pico ocurren a última hora de la tarde, ya que es cuando la mayoría de la gente vuelve a casa.

Sin embargo, hay un nexo notable entre los respectivos momentos de menor uso: todos ellos se producen a primera hora de la mañana, y con un patrón de tráfico claramente convexo durante la noche. En otras palabras, a partir de cierta hora de la noche las demandas de tráfico agregado van disminuyendo paulatinamente y de forma estricta hasta un mínimo, a partir del cual la demanda comienza a aumentar abruptamente. Dada la citada forma convexa, a partir de ahora se hará referencia a este momento como el

momento valle de un PoP; la aproximación es que las transferencias masivas deben ser programadas alrededor de este punto.

Por su parte, los períodos ocupados presentan patrones más planos o incluso irregulares, con dos picos. Además, el período ocupado tiende a ser claramente mayor que el período de bajo uso, de nuevo relacionado con la dinámica habitual de la vida humana.

Otra consideración a destacar son las diferentes pendientes, decrecientes y crecientes antes y después, respectivamente, del momento valle. Como se puede observar en la Figura 2-1, tanto en los ejemplos de PoP académico como en el correspondiente al ISP, la disminución del tráfico por la noche tiende a ser más lenta que el crecimiento experimentado después del momento valle. Este comportamiento no es tan claro en el IXP tomado como ejemplo —o para otros IXPs [31]—, donde las pendientes alrededor de los valles son más simétricas en este sentido.

La manera en que estas curvas de demanda se alteran cuando se consideran links de extremo a extremo, es decir, rutas que implican más de un PoP, no ha recibido una atención significativa por parte de la comunidad de investigación de Internet. Sin embargo, hay que tener en cuenta que este no es un escenario anormal en absoluto, ya que, por ejemplo, las rutas de Internet típicamente atraviesan varios sistemas autónomos.

2.3.2 Hora valle como sinónimo de momento valle

Para proporcionar una mejor comprensión de la dinámica de los momentos valle, se propone acercarse a la caracterización de estos períodos mediante la métrica diaria de hora valle, o lo que es lo mismo, los sesenta minutos por día cuyo tráfico agregado es mínimo; en otras palabras, el *opuesto* al conocido término hora ocupada o de pico [12], usado para caracterizar períodos de mucho tráfico.

De esta manera, la variable hora valle suaviza la naturaleza a ráfagas de las series temporales de ancho de banda y elimina un buen número de *outliers* por caídas puntuales, pero al mismo tiempo sigue siendo útil para indicar el momento en que el uso de la red es mínimo, es decir, el valle. Además, esta métrica también tiene en cuenta la relación entre las pendientes de antes y después del momento valle. Y lo que es más importante, esta simplificación hace más fáciles las comparaciones y la modelización.

En adelante, y salvo que se indique lo contrario, los conceptos momento valle y hora valle serán utilizados indistintamente en esta memoria; en general se hablará de momento valle por ser el concepto clave y la hora valle será la variable que se usará en los cálculos como *materialización* del valle.

2.3.3 Definición de *path* y su momento valle

Antes de iniciar el estudio sobre los momentos valle se hace necesario definir qué se entiende por *path*, escenario que centrará el análisis desde la Sección 4. Frente a un PoP, que puede ser un router o más genéricamente un concentrador de tráfico, un *path* es en esencia un enlace o ruta entre dos PoPs, entre los que puede haber uno o más nodos o PoPs intermedios. Más formalmente, se considera el estado completo de un link o *path P*

$= \{n_i\}$ como el estado de un *metanodo* que agrega todos los PoPs $\{n_i\}$ que forman parte de ese *path*.

Se ilustra esta idea en la Figura 2-2. En ella se muestran dos *paths* diferentes, $P1$ y $P2$, los cuales están formados a partir de tres PoPs individuales cada uno: $P1 = \{n_1, n_2, n_4\}$ y $P2 = \{n_1, n_3, n_4\}$. Se puede decir entonces que los estados de estos *paths* son $S_{P1}(t) = Agg(\{n1(t), n2(t), n4(t)\})$ y $S_{P2}(t) = Agg(\{n1(t), n3(t), n4(t)\})$, siendo $Agg(\cdot)$ la función de agregación y t el momento del día.

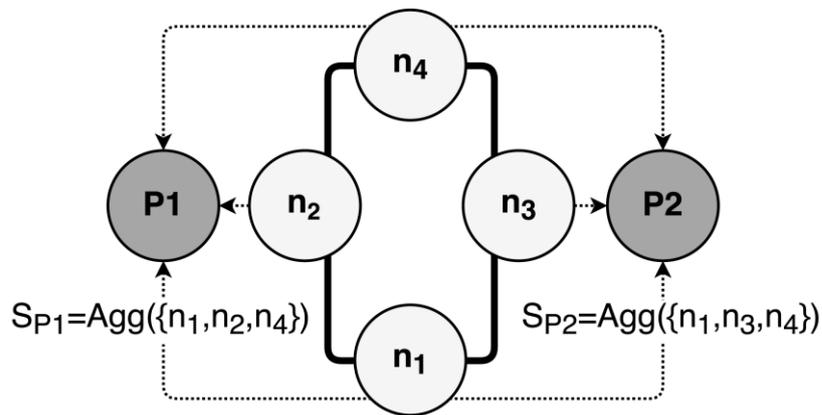


Figura 2-2: Representación de la agregación de PoPs en *paths*.

Por consiguiente, se define el momento valle de un *path* como el momento valle de su correspondiente *metanodo* en términos de los valores de la función de agregación para los estados de los PoPs individuales que componen la ruta. Es decir, formalmente el momento valle (MV) de un *path* queda definido por la ecuación siguiente:

$$MV_p = \operatorname{argmin}_t \{S_p(t)\}$$

3 Momentos valle en un PoP

Esta sección estudia la dinámica de los momentos valle, buscando diversidades y homogeneidades tanto en sentido temporal como espacial —se lleva a cabo un estudio de duración significativa sobre diferentes PoPs— y cómo explotar las conclusiones extraídas a través de una herramienta de predicción para los momentos valle futuros, hasta este punto sólo para escenarios de un PoP individual.

3.1 Fuente de datos: flujos de red de RedIRIS

Los datos sobre los que se sustenta este trabajo provienen de flujos de red de la Red Académica y de Investigación Española, RedIRIS, la cual proporciona servicios avanzados de comunicaciones a la comunidad científica y universitaria nacional⁵. RedIRIS abarca más de 350 instituciones, principalmente universidades y centros de investigación. Cuenta con puntos de intercambio de Internet a nivel nacional con Espanix y Catnix, y conexiones internacionales a la Red Europea de Investigación y Educación (GÉANT), así como a Level 3 y Cogent. Entre 2005 y 2014 su topología estaba formada por dieciocho PoPs y se actualizó a cuarenta desde entonces; diez de los mismos forman parte de este estudio por razones de disponibilidad y fiabilidad de las mediciones.



Figura 3-1: Topología de RedIRIS [32].

Durante seis años, de enero de 2008 a diciembre de 2013, todos los datos de Netflow generados en dichos diez PoPs fueron recopilados y procesados. NetFlow [33] es un sistema pasivo de monitorización que incluye un exportador y un colector de flujos y es ideal para redes de alta velocidad, ya que logra una reducción de tamaño del orden de 2000x frente a la captura completa de paquetes.

Por un lado, Netflow agrupa un conjunto de paquetes consecutivos que comparten lo que se conoce como quintupla —IPs y puertos, de origen y destino respectivamente, y

⁵ <http://www.rediris.es/rediris/>

protocolo— en un registro simple con marcas de tiempo y número de bytes / paquetes. Por otro, Netflow cuenta con capacidades de muestreo que alivian la gran cantidad de paquetes intercambiados en redes de alta velocidad. Particularmente, en nuestro caso NetFlow sufrió una tasa de muestreo entre 1/100 y 1/200. Al elaborar estos datos, se estimaron las series temporales de ancho de banda [34] y, posteriormente, se calcularon estadísticas tales como momentos pico y momentos valle.

Más concretamente, en este caso el sistema de flujos funciona de la siguiente manera: los datos binarios de cada exportador llegan mediante datagramas UDP al colector situado en la Universidad Autónoma de Madrid, donde se comprimen y agregan cada 15 minutos; el sistema descomprime cada día todos los ficheros, los filtra por exportador y extrae los flujos en un único fichero por día y exportador.

Por su parte, el plazo de seis años ha obligado a realizar una inspección de los datos tanto visual como analíticamente, buscando un experimento libre de espurios. Esto se refiere a ciertas interrupciones de energía o de red tanto en cualquiera de los PoPs en estudio como en el propio sistema de monitorización, los cuales podrían afectar al análisis.

3.2 Pautas de tráfico en RedIRIS

3.2.1 Patrón diario

La distribución del tráfico diario en las redes académicas previamente introducida en la Sección 2 está en línea con las características halladas en RedIRIS. Es decir, los patrones de tráfico de los diferentes PoPs de RedIRIS presentan variaciones pero esencialmente coinciden en el declive relativamente lento del tráfico intercambiado durante la noche y el rápido incremento después del momento valle hasta alcanzar el pico, a menudo después del mediodía. Las características más relevantes de cada uno de los PoPs a escala diaria se especifican en la Tabla 3-1.

PoP	Ancho de banda	Ancho de banda valle	Momento valle	Ancho de banda pico	Momento pico
PoP1	194	46	06:32	415	13:33
PoP2	215	87	06:22	379	13:58
PoP3	107	30	07:02	222	14:18
PoP4	1180	510	06:24	1879	14:37
PoP5	248	53	06:35	549	13:47
PoP6	103	23	06:30	228	14:38
PoP7	98	27	06:09	207	14:22
PoP8	117	24	06:41	243	14:19
PoP9	1071	485	06:48	1500	14:58
PoP10	730	438	07:07	991	14:36

Tabla 3-1: Resumen de mediciones promediadas, en Mb/s para los anchos de banda y en formato HH:MM para los momentos (puntos centrales de las horas valle y pico).

Un ejemplo representativo —ya sin el suavizado de la Figura 2-1— del patrón de tráfico en un PoP en RedIRIS se puede ver en la Figura 3-2.

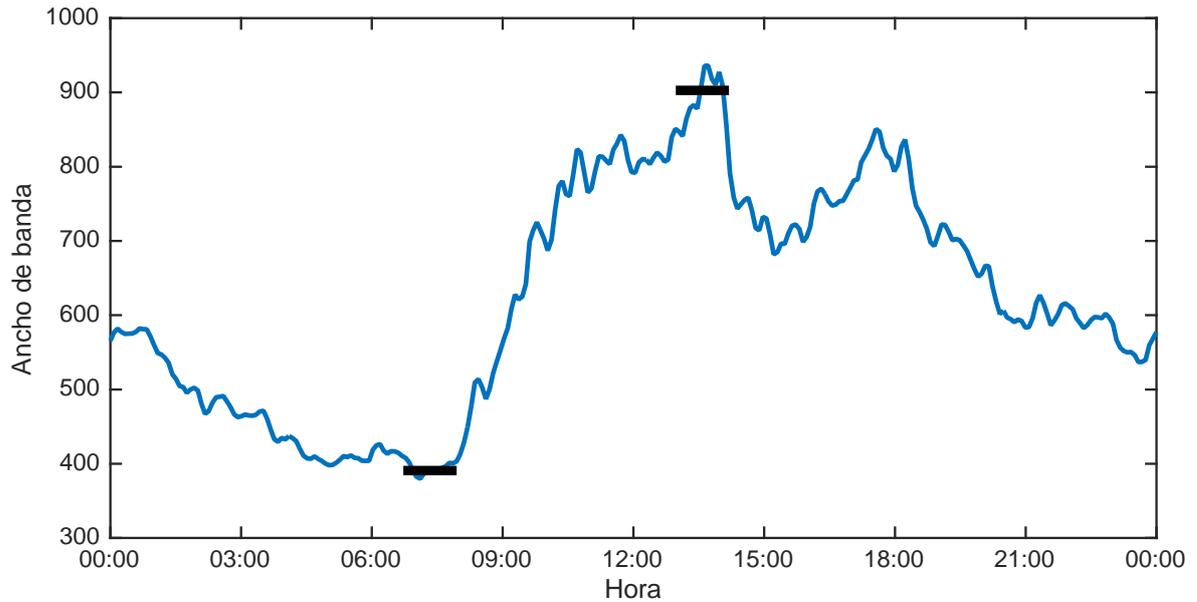


Figura 3-2: Ejemplo de patrón de tráfico diario en RedIRIS, en Mb/s. Las líneas horizontales marcadas en negro representan la hora pico y valle como ídem momentos.

Si se observa la amplitud de tráfico, el valle —probablemente tráfico *background* [13]— supone cerca del 45% del pico. Sin embargo, esta magnitud no es compartida por los diez PoPs. La Figura 3-3 muestra el ancho de banda mediano diario de todos los PoPs en conjunto —envuelto dentro del máximo y el mínimo— para tener una visión más completa de las diferencias en amplitudes, incluso dentro de una red con PoPs teóricamente similares en comportamiento como es en este caso. La conclusión principal es que la relación valle-pico oscila entre 0,1 y 0,6 aproximadamente. La razón detrás de esto es que la proporción y el tipo de tráfico *background* difieren entre unos PoPs y otros, lo que se traduce en que el tráfico por la noche no disminuya en la misma medida.

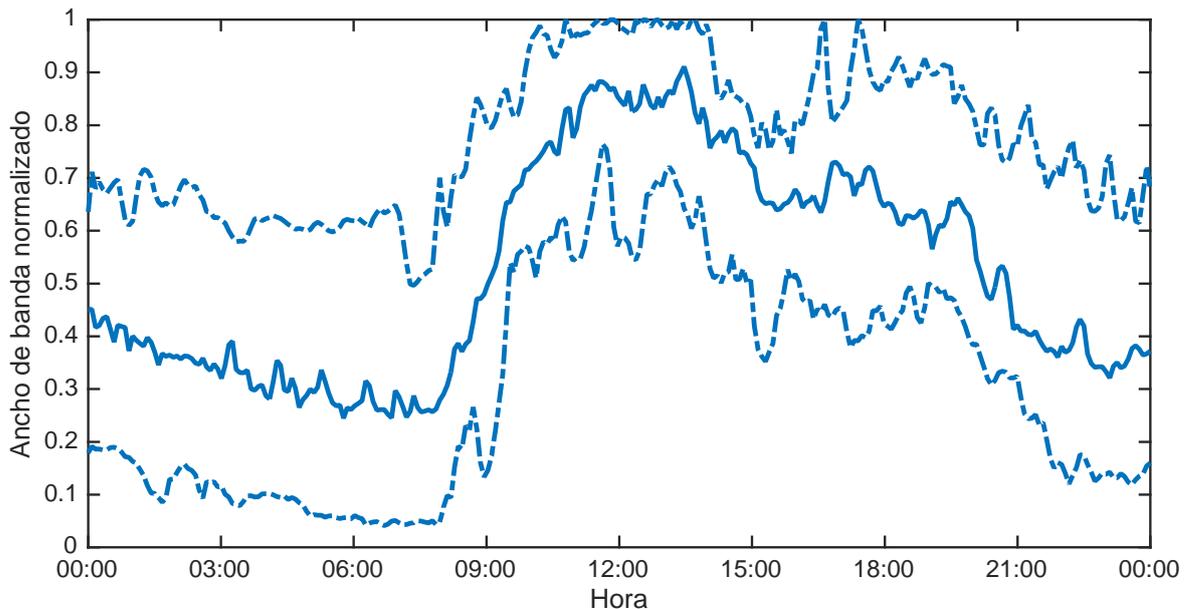


Figura 3-3: Muestra de las distintas amplitudes en el tráfico diario en RedIRIS. Las curvas discontinuas señalan el mínimo y el máximo entre todos los PoPs; la continua, la mediana.

3.2.2 Patrón semanal

Intuitivamente, el patrón de tráfico diario, especialmente en el caso de las redes de tipo empresarial, puede estar fuertemente influenciado por los días laborables. En particular, es inmediato conjeturar una disparidad entre el patrón de lunes a viernes y el de los fines de semana, cuando el tráfico se reduce considerablemente como consecuencia de una disminución apreciable en el número de usuarios.

La Figura 3-4 ilustra un ejemplo de patrón de tráfico semanal de un PoP dado. La gráfica muestra que existe similitud en los patrones observados durante la semana, la cual se interrumpe en los fines de semana, que parecen seguir su propio patrón. Este hecho también está alineado con otras obras [35] y otros monitores de tráfico libres disponibles, incluso para enlaces comerciales como LAIIX IXP⁶.

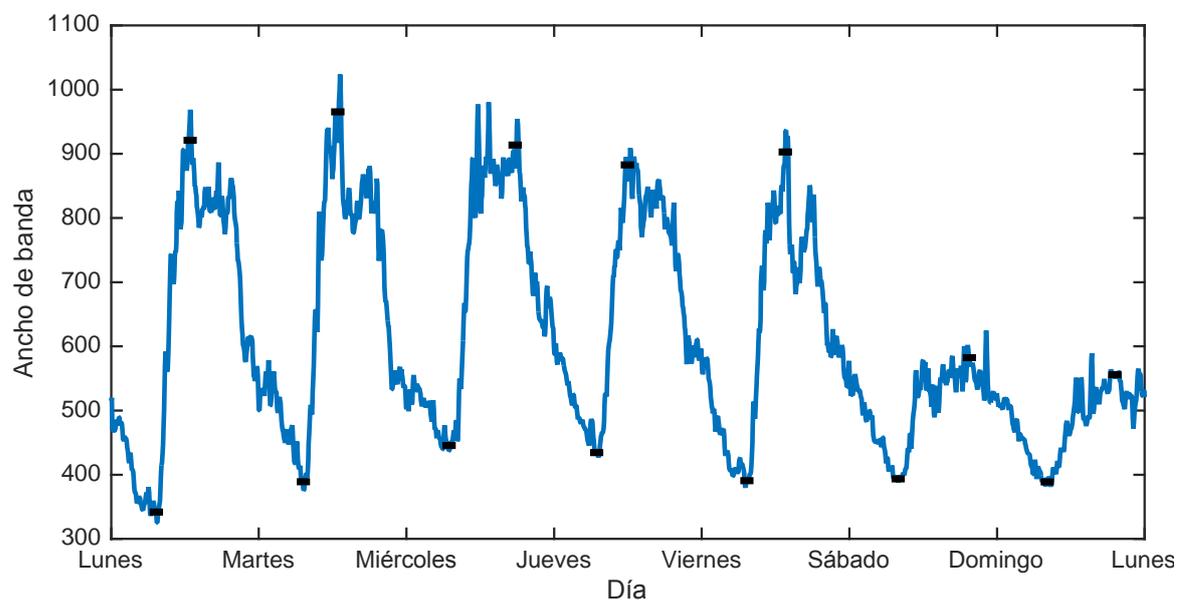


Figura 3-4: Ejemplo de patrón de tráfico semanal en RedIRIS, en Mb/s. Las líneas horizontales marcadas en negro representan las horas pico y valle como ídem momentos.

Algunas características se hacen evidentes. Tanto los días entre semana como los fines de semana siguen presentando un claro momento valle, pero con una amplitud de tráfico diferente, específicamente los fines de semana. Tal amplitud puede ser del orden de un tercio respecto a la de lunes a viernes, probablemente debido a que el tráfico *background* permanece casi constante mientras el tráfico activo disminuye [13].

3.2.3 Patrón a lo largo del tiempo

Mientras que las dos secciones anteriores han ahondado en los patrones diarios y semanales del tráfico, especialmente en cuanto al horario del momento valle, ahora se considera el comportamiento de esta métrica más a largo plazo. En esencia, la pregunta es

⁶ Los Angeles International Internet eXchange: <http://www.laiix.net/mrtg/sum.html>

si los horarios de los momentos valle han cambiado en los seis años de datos de RedIRIS que forman nuestro estudio; es decir, si la variable es estacionaria o no.

Con este fin se ha llevado a cabo un test de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) [36], el cual pretende establecer si la hipótesis nula de que una serie observable es estacionaria alrededor de una tendencia puede ser rechazada contra la alternativa de ser no estacionaria. La Tabla 3-2 lista los resultados obtenidos para un nivel de significancia (α) de 0.01 y la tendencia de regresión lineal asociada a cada PoP.

PoP	KPSS test	Intervalo de confianza
PoP1	✗	[-5,9371; 5,8934]
PoP2	✓	[-6,2662; 6,2949]
PoP3	✗	[-5,0368; 4,9133]
PoP4	✗	[-9,5065; 9,4153]
PoP5	✗	[-5,1073; 5,1609]
PoP6	✗	[-7,1757; 7,0759]
PoP7	✓	[-7,0313; 6,9366]
PoP8	✗	[-4,0873; 4,1078]
PoP9	✗	[-3,6449; 3,5651]
PoP10	✗	[-4,3246; 4,2404]

Tabla 3-2: Resultados del test KPSS e intervalos de confianza.

Los resultados de la prueba muestran que el momento valle no puede considerarse no estacionario para un nivel de confianza del 99% en todos los PoPs, salvo PoP2 y PoP7. Además, todo el intervalo de confianza es bastante simétrico en torno a 0. Esto sugiere que la mayoría de los PoPs muestran una tendencia y que esta tendencia es 0; es decir, una curva plana sin cambios significativos en el tiempo.

Prestando atención adicional a las series temporales de los dos PoPs en los que se rechazó la hipótesis nula de la tendencia estacionaria, se encuentra que ambos presentan períodos de tiempo ocasionales de inestabilidad; períodos que después se relacionan con cambios espurios en las tablas de enrutamiento de ambos exportadores. Una vez ignorados tales períodos, PoP2 y PoP7 se comportan de manera equivalente al resto. Para proporcionar más apoyo a esta tesis, también se ha realizado la Prueba de Dickey-Fuller aumentada [37], cuya salida fue el rechazo de la hipótesis nula de no estacionariedad para todos los PoPs.

3.3 Modelado de los momentos valle

Una simple inspección visual de la Figura 3-4, u otras representaciones de las demandas semanales de ancho de banda [35], muestra que, aunque los momentos valle tienden a ocurrir en un marco temporal bien delimitado —es decir, a primera hora de la mañana—, el proceso presenta cierta variabilidad. Para modelar y capturar dicha variabilidad se contrasta la serie temporal de los momentos valle con dos modelos alternativos: un

proceso normal o gaussiano y otro uniforme. Recientemente, tests alternativos a los que se podría denominar estándar —por ejemplo, el test de Kolmogorov-Smirnov— han ganado relevancia en su aplicación particular sobre datos de red a largo plazo. Se basan en la obtención de valores altos —alrededor de 0,9— para el coeficiente de correlación lineal (r) entre el gráfico cuantil-cuantil (Q-Q plot) y las estadísticas de orden de la muestra [38]. El coeficiente de correlación entre dos variables se define como:

$$r(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

Después de aplicar dicha prueba asumiendo distribuciones gaussiana y uniforme a las series temporales de momentos valle, es evidente que los coeficientes de correlación obtenidos —en la segunda y tercera columnas en la Tabla 3-3— no son lo suficientemente altos para afirmar normalidad o uniformidad.

PoP	Sin traslación		Traslado > 18h	
	Normal	Uniforme	Normal	Uniforme
PoP1	0,71	0,61	0,90	0,82
PoP2	0,76	0,69	0,96	0,91
PoP3	0,83	0,76	0,95	0,89
PoP4	0,75	0,66	0,92	0,85
PoP5	0,68	0,58	0,86	0,78
PoP6	0,76	0,67	0,92	0,84
PoP7	0,80	0,73	0,94	0,89
PoP8	0,70	0,60	0,92	0,85
PoP9	0,80	0,79	0,90	0,82
PoP10	0,73	0,63	0,89	0,80

Tabla 3-3: Resultados del test de correlación

En este punto, un paso inmediato consiste en comprobar la simetría de la distribución para ambos enfoques. Por ejemplo, cualquier distribución normal es idealmente simétrica alrededor de la media, por lo que se debería esperar una media agregada de la hora valle —teniendo en cuenta que el día tiene 1440 minutos— de cerca de 720 minutos, pero se encuentra que los valles calculados sobre los datos de RedIRIS tienen una media de alrededor de 390 minutos.

Esto se debe a que, en cierto modo arbitrariamente, se ha decidido proceder el estudio siguiendo el arquetipo de día natural de los seres humanos; o lo que es lo mismo, los días comienzan y terminan a la medianoche. Sin embargo, no hay ninguna razón de peso para mantener dicha limitación en nuestro análisis. Por ello, si se asume que el día empieza y termina en los momentos pico se permite que los momentos valles queden centrados. Así, una transformación de los datos consistente en mover los momentos valle más retrasados en el día a la cola izquierda de la distribución logra este objetivo.

Una vez hecho el traslado de muestras, los nuevos resultados de ambas pruebas están disponibles en la Tabla 3-3, en la cuarta y quinta columnas. En este caso, el traslado más adecuado ha resultado de mover la frontera del cambio de día a las 18:00h. Esta cifra puede variar en otros casos según los diferentes tipos de redes, como se explicó en

secciones anteriores. Para ilustrar el proceso, la Figura 3-5 muestra el efecto sobre las funciones de distribución acumuladas (FDA) empíricas.

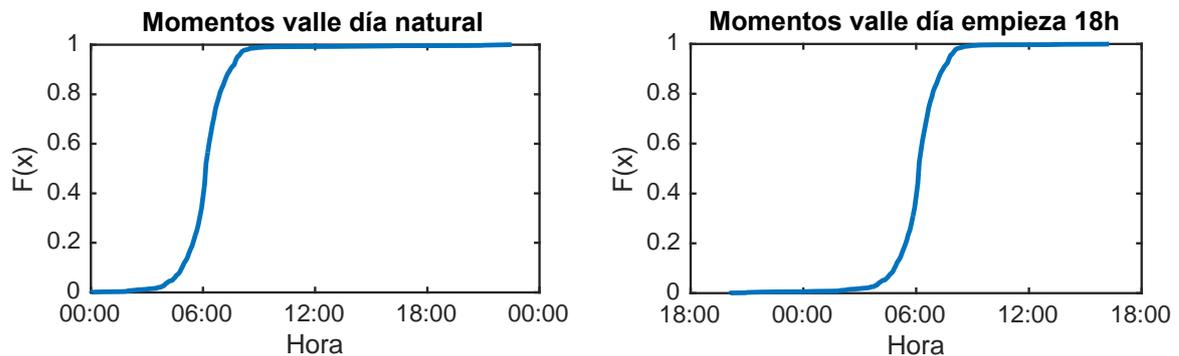


Figura 3-5: FDAs de momentos valle con día natural (izq.) y día comenzando a las 18h (der.).

Los resultados revelan que tanto la caracterización normal como la uniforme se benefician de la mayor simetría. Dado que el proceso gaussiano proporciona correlaciones más altas que su correspondiente uniforme para cada PoP, esto lleva a concluir que el momento valle está bien modelado como gaussiano. Hay que tener en cuenta que la mayoría de coeficientes son próximos o superan 0,9, lo cual sustenta el modelado; a efectos de mayor exhaustividad, la agregación de todos los PoPs lleva a un coeficiente de correlación de 0,92.

Antes de plantear un análisis factorial que sirva de apoyo en la explicación del fenómeno, un aspecto que no puede ser pasado por alto es la dispersión de la masa de la distribución de probabilidad del momento valle. Se ha visto que el momento valle puede caracterizarse como una variable gaussiana, pero el nivel de congregación de las muestras puede influir en la decisión de si un grupo es significativo y dar una referencia de la variabilidad global.

Para ello se introduce una de las medidas más comunes en el campo de la estadística: la curtosis (β), definida como el cuarto momento estandarizado [39]:

$$\beta(X) = \frac{E[(X - \mu)^4]}{(E[(X - \mu)^2])^2}$$

Su cálculo permite comparar la forma de una distribución con la distribución univariante normal, que tiene una curtosis de 3, a través de los conceptos de distribuciones leptocúrticas —colas más pesadas—, mesocúrticas —colas coincidentes con la distribución normal— y platicúrticas —colas menos pesadas—, de la siguiente manera: un exceso de curtosis ($\beta - 3$) por encima de 0 significa que se trata de una distribución leptocúrtica, de exactamente 0 de una distribución mesocúrtica, y por debajo de 0 de una distribución platicúrtica.

Para la totalidad del conjunto de datos de momentos valle se estima una curtosis de 11,2, lo que da un exceso de curtosis de 8,2. Por lo tanto, se puede concluir que la distribución de los momentos valle tiene colas más pesadas que una distribución normal teórica. Esto se traduce en que la mayoría de los momentos valle ocurren en horarios similares, pero hay que lidiar con algunos *outliers*.

Independientemente del valor exacto de curtosis de la distribución de los momentos valle, lo más importante a efectos de este estudio es conocer de alguna manera la cantidad de los valores atípicos, cómo éstos se dispersan alrededor de la media y, sobre todo, los motivos que pueden explicar estas muestras.

En las distribuciones de la Figura 3-5 se puede observar la gran cantidad de muestras cercanas a la media, es decir, momentos valle semejantes, y que la cola izquierda es ligeramente más pesada que la derecha. Tras inspeccionar estos momentos valle más alejados de la moda —que suponen casi un 5% del total—, se atribuyen a días propensos a haber sufrido mucho tráfico *background* (50%), días monitorizados incorrectamente (20%), días con caídas breves en la red (10%) o días de la semana fuertemente afectados por cambios en el comportamiento nocturno de las demandas (20%), como pueden ser algunos viernes en los que el tráfico durante las primeras horas después de la medianoche es más intenso que en las últimas horas del día.

3.4 Análisis de factores

3.4.1 ANOVA

Una vez que los momentos valle son modelados como un proceso gaussiano, el siguiente paso es centrarse en cómo explicar la varianza del proceso; es decir, investigar hasta qué punto las variaciones de los momentos valle pueden explicarse por factores medibles. Este problema se vuelve más manejable dada la gaussianidad de la variable, ya que el análisis factorial de los procesos normales ha sido estudiado analíticamente durante décadas, aunque sólo recientemente en el ámbito de Internet [40].

Específicamente se emplea ANOVA, una técnica estadística para analizar y explicar las medidas de varios efectos simultáneos para decidir que son significativos y cuantificar su impacto [41]. Su uso implica algunas suposiciones: independencia de observaciones, distribución normal y homocedasticidad, es decir, varianzas intragrupo iguales. Además, se requiere que el experimento no tenga tendencia con el tiempo y que las observaciones tengan una población equilibrada. En cuanto a la homogeneidad de las varianzas, algunos autores señalan que la heterocedasticidad moderada con un gran número de muestras —como es en este caso— puede conducir a relajar este supuesto [42].

Los grupos que son analizables a partir de los flujos de red de RedIRIS y que se consideran relevantes en este estudio son: día de la semana, fin de semana —binario (sí / no)—, día del mes, mes, día laborable —binario (sí / no)— y PoP. Sin embargo, no pueden ignorarse varios factores que intuitivamente serían de importancia, pero inaccesibles con la información presente en los flujos. Por ejemplo, la extensión del tráfico *background* en cualquier período, el número de edificios conectados a cada PoP y sus usuarios, los ajustes de la red a lo largo del tiempo, los cambios en los lugares de trabajo, universidades o redes específicas, o las interrupciones, entre otros. Estas últimas características darán cuenta de la varianza no explicada, a menudo denominada como error experimental. Sin embargo, aunque se espera un error experimental de cierta importancia, el punto de interés es si aun así el modelo es útil, como será evaluado en la Sección 4.

Se opta por un enfoque iterativo de ANOVA, a menudo denominado ANOVA Tipo I, donde los factores más generales o simples se utilizan en primer lugar para intentar explicar la varianza, y los más específicos se van considerando progresivamente. Por factores más generales o más simples se entienden aquellos con el menor número de niveles, es decir, grupos. La explicación es que, a medida que aumenta la cantidad de niveles, la complejidad del modelo aumenta exponencialmente. En términos prácticos, en tanto que se busca proporcionar un sistema de predicción del momento valle, más niveles suponen una mayor demanda de datos de entrada al igual que exigencia computacional. Por ejemplo, mientras que el factor día de la semana cuenta con 7 niveles (lunes, martes, ..., domingo), el factor fin de semana sólo tiene dos grupos posibles, por lo que se prioriza éste último.

De acuerdo con lo anterior, se ha aplicado un ANOVA multi-factorial —con efectos principales y cualquier interacción simple entre ellos— sobre los datos, cuyos resultados muestra la Tabla 3-4, ordenando los factores y las interacciones de menor a mayor número de niveles, el cual se indica en la octava columna de dicha tabla.

Pruebas de los efectos inter-sujetos								
Variable dependiente: Momento valle								
Origen	Suma de cuadrados tipo I	gl	Media cuadrática	F	Sig.	% Tot. Factores	Núm. Niveles	Score (Factores / Núm. niveles)
Modelo corregido	6113391,899 ^a	782	7817,637	2,395	,000			
Intersección	337985852,014	1	337985852,014	103554,892	0,000			
Fin de semana	1556607,218	1	1556607,218	476,926	,000	25,46%	2	12,73
Día laborable	8915,908	1	8915,908	2,732	,099	0,15%	2	0,07
Fin de semana * Día laborable	0,000	0				0,00%	4	0,00
Día de la semana	58799,645	5	11759,929	3,603	,003	0,96%	7	0,14
PoP	982456,281	9	109161,809	33,446	,000	16,07%	10	1,61
Mes	102894,277	11	9354,025	2,866	,001	1,68%	12	0,14
Día de la semana * Día laborable	5358,382	4	1339,596	,410	,801	0,09%	14	0,01
Día de la semana * Fin de semana	0,000	0				0,00%	14	0,00
PoP * Fin de semana	215248,370	9	23916,486	7,328	,000	3,52%	20	0,18
PoP * Día laborable	110649,175	9	12294,353	3,767	,000	1,81%	20	0,09
Mes * Fin de semana	100128,659	11	9102,605	2,789	,001	1,64%	24	0,07
Mes * Día laborable	24916,433	5	4983,287	1,527	,178	0,41%	24	0,02
Día	119097,207	30	3969,907	1,216	,195	1,95%	31	0,06
Día * Fin de semana	163654,848	30	5455,162	1,671	,013	2,68%	62	0,04
Día * Día laborable	68993,807	29	2379,097	,729	,853	1,13%	62	0,02
PoP * Día de la semana	125409,874	45	2786,886	,854	,743	2,05%	70	0,03
Mes * Día de la semana	156684,222	43	3643,819	1,116	,280	2,56%	84	0,03
PoP * Mes	698977,596	99	7060,380	2,163	,000	11,43%	120	0,10
Día * Día de la semana	409316,364	108	3789,966	1,161	,130	6,70%	217	0,03
PoP * Día	887660,668	270	3287,632	1,007	,460	14,52%	310	0,05
Día * Mes	317622,963	63	5041,634	1,545	,004	5,20%	372	0,01
Error	5463656,086	1674	3263,833					
Total	349562900,000	2457						
Total corregida	11577047,985	2456						

a. R cuadrado = ,528 (R cuadrado corregida = ,308)

Tabla 3-4: Resultados de ANOVA

Por su parte, las seis primeras columnas siguen la tabla ANOVA típica. ANOVA realiza una prueba de contraste utilizando la relación entre la suma de cuadrados por factor y la suma total de cuadrados, que sigue una distribución de Snedecor-F bajo la hipótesis nula. Tal hipótesis establece que la suma total de cuadrados se debe al error experimental y no a las diferencias en la muestra cuando se agrupan por niveles. Sin embargo, si la hipótesis nula no es aceptada, esto significa que el factor es estadísticamente significativo de acuerdo con el *F-test*.

Diversas causas, como los factores inaccesibles o la condición de distribución leptocúrtica, entre otros, hacen que se obtenga un coeficiente de determinación R^2 —una medida relativa de fuentes de variabilidad entre grupos (explicada) y residual (no explicada)— medio, por lo que la confianza en los resultados de la significación de la hipótesis nula de homogeneidad de las medias no es completa. Sin embargo, SPSS, el software utilizado para realizar ANOVA, proporciona un valor para cada factor llamado suma de cuadrados, que cuantifica intuitivamente la varianza explicada para cada uno de ellos. En consecuencia, se pueden elegir los factores con mayor suma de cuadrados y probar su efecto en la reducción del error de predicción.

Por lo tanto, la suma de cuadrados en la segunda columna señala la importancia de un factor y la sexta columna indica el valor p para la hipótesis nula. Dado un nivel de significancia estándar de 0,05 o 0,1, un valor bajo ese nivel acepta la hipótesis nula —factor no significativo— y la rechaza en caso contrario. Adicionalmente, la séptima columna da el porcentaje de varianza explicado por cada término excluyendo el error. Mientras tanto, la última columna muestra un *score* de relevancia, definida como el porcentaje de la varianza explicada con respecto al número de niveles.

Se encuentra que, de manera prominente, tratarse de un día entre semana o fin de semana es, tanto cuantitativa como cualitativamente, el factor que tiene más efecto en la varianza, seguido del PoP. Si se presta atención al porcentaje de varianza explicado, se observa que las interacciones PoP * día y PoP * mes también tienen importancia cualitativa.

Una inspección más detallada revela el porqué: PoP * día refleja fechas locales señaladas, como las fiestas regionales no compartidas por otros PoPs, mientras que PoP * mes plasma conductas diferenciadas entre PoPs en períodos típicos vacacionales. Del mismo modo se puede inferir que día * mes evidencia un conjunto de fechas específicas, como la víspera y el Día de Año Nuevo o el Día del Trabajo, entre otros, que se comportan de manera tan diferente que afectan al estudio; una vez ignorados estos días concretos, los factores se vuelven aproximadamente no significativos. Sin embargo, en este trabajo no se busca centrarse en días excepcionales, sino en captar la generalidad.

En realidad, volviendo la atención al *score* de relevancia, sólo fin de semana y PoP muestran una puntuación que se podría considerar significativa. Obsérvese que esto último significa que los PoPs se han comportado de forma estadísticamente diferente, aunque forman parte de la misma red, RedIRIS, e intuitivamente, cuentan con una población homogénea al formar parte del mismo país.

Como conclusión, se considera modelar el momento valle de acuerdo a estos resultados: teniendo en cuenta los factores fin de semana y PoP.

3.4.2 Definición de la predicción para un único PoP

Dados los resultados del análisis ANOVA, se propone que la estimación de momentos valle (MV) diarios se defina como la suma de estimaciones de parámetros según la ecuación siguiente, donde μ representa un factor común a todas las muestras, el término PoP explica la particularidad de cada PoP, un tercer término modifica el momento para los fines de semana y por último se añade la varianza inexplicada, la cual se suele suponer que se distribuye normalmente con media cero y varianza constante:

$$MV = \mu + PoP + Fin\ de\ semana + \varepsilon$$

A continuación se evalúa la exactitud del sistema estimando los parámetros de ANOVA de la muestra durante un año, utilizándolos después para estimar el momento valle y, finalmente, contrastándolos con los valores reales medidos en el año siguiente, es decir, la precisión del modelo como predictor para el año siguiente.

Para el 50% de las muestras el error obtenido es inferior a 40 minutos; para el 80%, menos de 70 minutos; y para el 90%, menos de 100 minutos. Si se comparan estos resultados frente a la media total del agregado de datos —es decir, lo que podría considerarse como un modelo sin factores—, nuestro sistema factorial reduce los errores en un 5% en el percentil 50; en un 27% para el percentil 80; y en un 13% en el percentil 90.

4 Dinámicas del momento valle multi-PoP

Esta sección se adentra en el escenario multi-PoP, es decir, en el caso de una conexión entre dos o más PoPs o elementos de red, prestando atención especial al hecho de que, de forma creciente en un Internet cada vez más distribuido, los enlaces implican atravesar diferentes zonas horarias y, por tanto, transmitir datos en diferentes momentos del patrón de tráfico individual de cada uno de los PoPs.

Se arranca con una explicación e inspección visual del problema de los husos horarios y sus implicaciones en las formas de las series temporales agregadas, posteriormente se introduce la filosofía de nuestra herramienta de predicción y finalmente se explican en detalle las dos aproximaciones predictivas alternativas utilizadas por el sistema.

4.1 Planteamiento del papel de los husos horarios

4.1.1 Visualización y aproximación al problema

En las últimas dos décadas, en línea con la expansión de Internet y las infraestructuras virtuales geodistribuidas, la proliferación de centros de datos ha sido enorme en todo el mundo. El sitio web www.datacentermap.com cuenta con una base de datos que evidencia el gran número de los mismos en la actualidad: 1799 en Estados Unidos, 249 en Reino Unido, o 199 en Alemania.



Figura 4-1: Distribución de centros de datos en el mundo⁷.

Una de las características que se puede deducir del mapa de la Figura 4-1, si se observa conjuntamente con el siguiente de la Figura 4-2, es que los centros de datos están repartidos sobre áreas de la Tierra con diferentes husos horarios.

⁷ <http://www.datacentermap.com/>

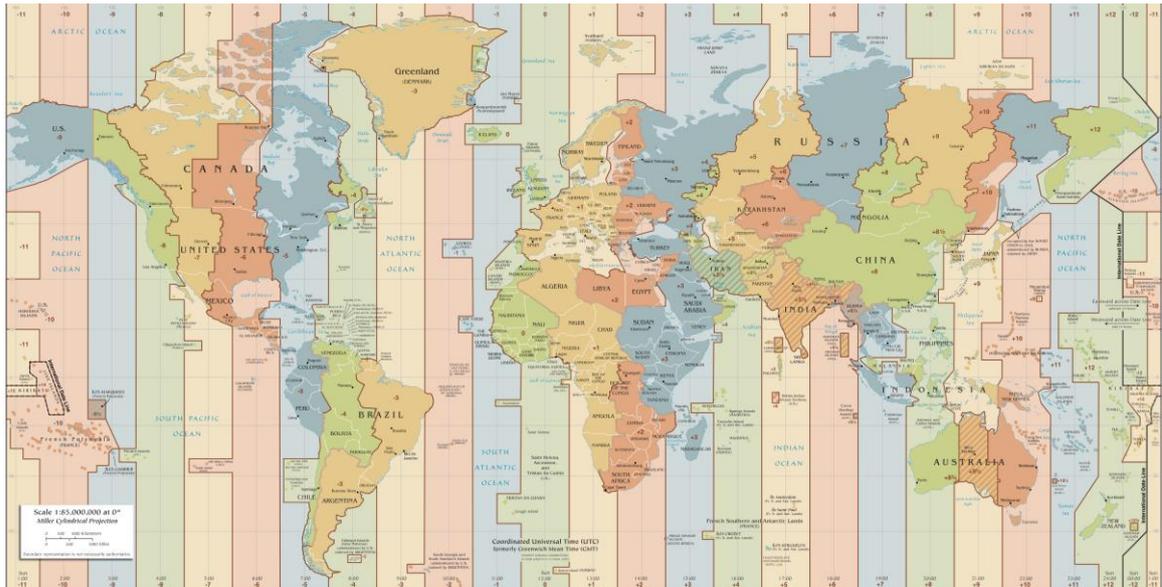


Figura 4-2: Mapa global de husos horarios⁸.

Por lo tanto, en un esquema de red amplio, ya sea a nivel nacional —en países con más de una zona horaria— o internacional, este hecho tiene un impacto significativo en la planificación de transferencias masivas: los picos y —especialmente en este análisis— los valles típicamente no coinciden en los diferentes nodos intermedios cruzados por los paquetes que forman parte de la transferencia. Por ello, mientras que el análisis de los momentos valle individuales podía centrarse sólo en la referencia temporal, independientemente del ancho de banda particular en los PoPs —es decir, el patrón de las series temporales de tráfico—, esto no es aplicable en el escenario multi-PoP.

Además, el momento valle de un *path* puede depender no sólo de las series individuales y de la variable huso horario, sino también de los volúmenes de tráfico específicos. Por ejemplo, dado un *path* formado por dos PoPs, uno con un ancho de banda del orden de Gb/s y otro con tráfico marginal, el impacto de ambos en el valle del tráfico combinado difiere de forma extrema: el momento valle agregado resultante tendrá lugar casi al cien por cien según el comportamiento del primer PoP, sin apenas incidencia del segundo.

Así, un enlace con muchas demandas de tráfico dominará la serie temporal agregada resultante y el horario del momento valle. Este comportamiento se puede observar en las estadísticas de tráfico de IXPs de gran tamaño que abarcan varias zonas horarias —como Japón y Estados Unidos⁹—, que por lo general muestran un patrón que concuerda con una única zona horaria. Esto es de aplicación igualmente si la relevancia se mide como utilización del enlace en lugar del ancho de banda absoluto; esto es, ancho de banda/capacidad.

Por todo lo anterior, en el caso multi-PoP se pierde la referencia del momento valle único, al mismo tiempo que el ancho de banda pasa a ser particularmente relevante. En

⁸ https://en.wikipedia.org/wiki/Time_zone

⁹ JPNAP Osaka Service: <http://www.jpnap.net/english/jpnap-osaka/traffic.html>

consecuencia, en adelante se evaluará la precisión de las predicciones en términos de ancho de banda, en lugar de en tiempo como en la Sección 3.

Para ilustrar el impacto de los husos horarios en la dinámica del tráfico, la Figura 4-3 muestra series temporales de ancho de banda de dos PoPs y su agregación resultante, así como los momentos valle de cada uno de ellos, y también, como líneas verticales, el valle global de un *path* que atraviesa los dos PoPs. Una de las series temporales de ancho de banda es desplazada para ilustrar diversas zonas horarias de entre 2 y 10 horas de diferencia. En aras de una mejor visualización, ambas series temporales son representaciones escaladas del mismo PoP de RedIRIS.

Se aprecia que cuando el desfase horario no es significativo la serie agregada y los momentos valle apenas varían, ni tampoco el momento valle global. Sin embargo, a medida que aumenta el desfase temporal, el agregado tiende a aplanarse como resultado de la superposición de las series de tráfico individuales, lo cual hace difícil detectar una zona convexa única y clara que pueda ser utilizada para efectuar transferencias masivas. De hecho, en este caso pueden aparecer dos *jorobas* de tráfico máximo y dos períodos de valle. Además, la inclinación de las pendientes antes y después del valle también se altera.

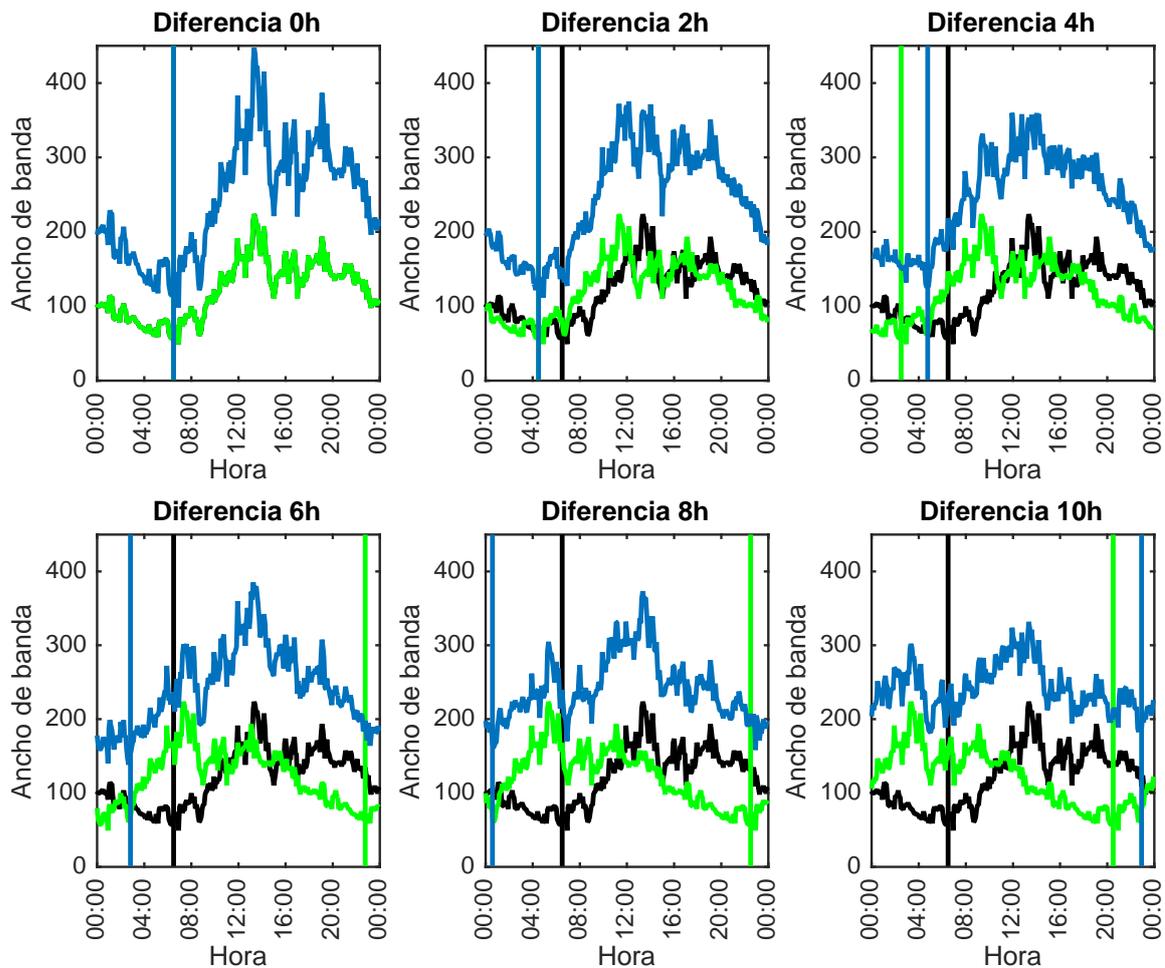


Figura 4-3: Comparativa de desfases horarios y su efecto en la serie temporal y el momento valle de un *path* de dos PoPs idénticos. El ancho de banda (Mb/s) de los PoPs se representa en negro y verde, el agregado en azul; las líneas verticales señalan los momentos valle.

Por su parte, la Figura 4-4 muestra un ejemplo de enlace entre dos PoPs con niveles de tráfico diferenciados. En esta ocasión, el patrón es muy similar al de un solo PoP —el que tiene un tráfico más pesado de los dos, lógicamente— con pequeñas variaciones debido a la contribución del PoP de menor tráfico. En general, en una red implementada nos enfrentaremos a ambos escenarios: PoPs con ancho de banda similar, y muy heterogéneos. Por lo tanto, se deben considerar ambos si buscamos un sistema de predicción que sea aplicable a cualquier tipo de red.

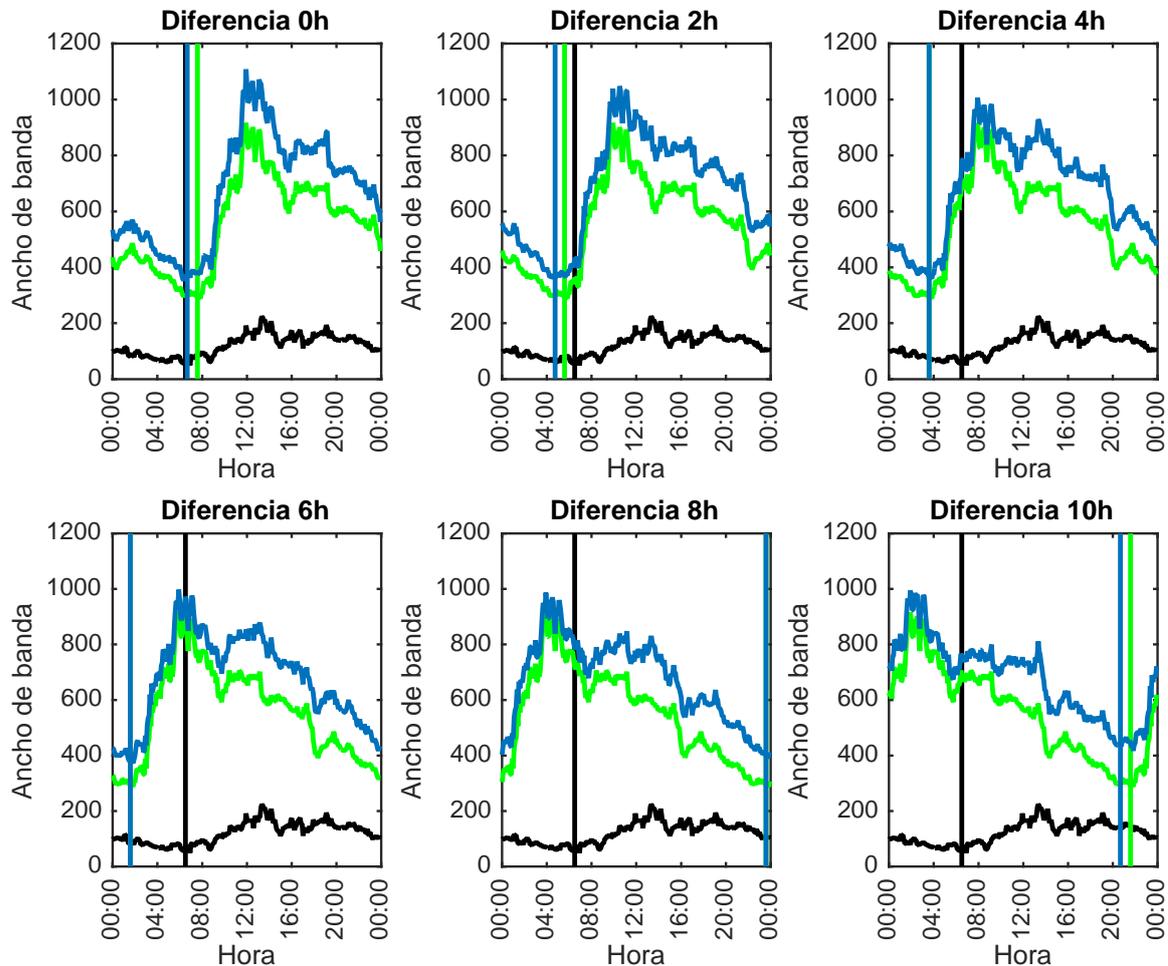


Figura 4-4: Comparativa de desfases horarios y su efecto en la serie temporal y el momento valle de un *path* de dos PoPs con tráfico diferenciado. El ancho de banda (Mb/s) de los PoPs se representa en negro y verde, el agregado en azul; las líneas señalan los momentos valle.

La consecuencia más directa de estos ejemplos es que, cuando se asumen diferentes husos horarios, el nivel de demandas de tráfico de los diferentes nodos es de gran importancia, ya que pueden determinar que la serie de tráfico agregado se suavice o, en cambio, esté fuertemente marcada por los PoPs con más uso de ancho de banda. Por lo tanto, para la planificación de transferencias masivas es conveniente conocer no sólo los valles, sino también los picos y cuándo ocurren, así como la magnitud —ancho de banda— de ambas variables para todos los PoPs involucrados.

Por motivos de simpleza visual se ha visto el impacto del ancho de banda sobre dos PoPs. Sin embargo, los enlaces en Internet suelen tener varios puntos intermedios, por lo que

una situación más realista es tener en cuenta más PoPs, lo que complica aún más el análisis.

La Figura 4-5 muestra algunos días de ejemplo con cinco, siete y nueve nodos, cada uno de ellos dentro de una zona horaria aleatoria y diferenciada con respecto a los otros, para días entre semana y fines de semana.

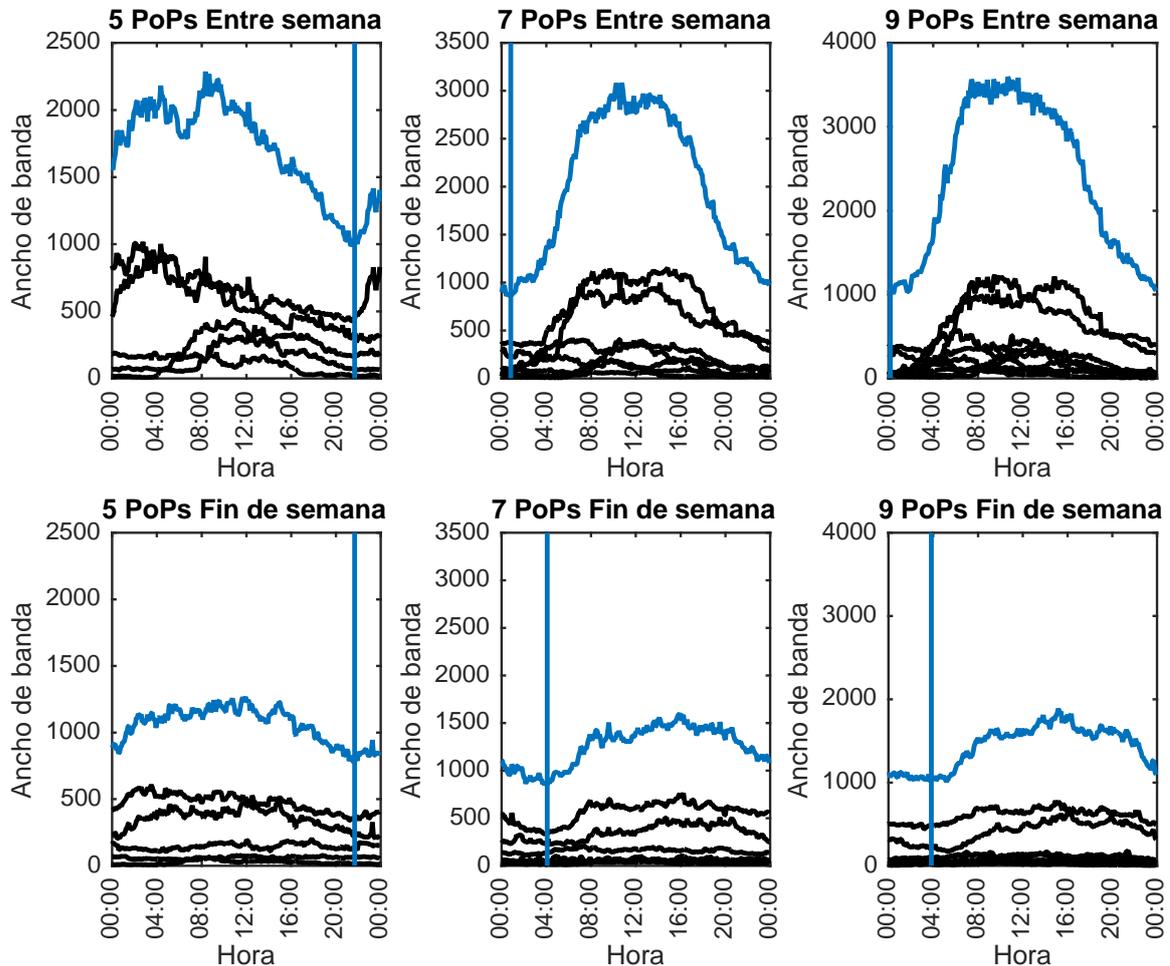


Figura 4-5: Ejemplos de series temporales con distintos números de saltos, distinguiendo entre días entre semana (arriba) y fines de semana (abajo). El ancho de banda (Mb/s) de los PoPs se representa en negro, el agregado en azul; la línea señala el momento valle del *path*.

Es intuitivo pensar que predecir el momento valle global —el que optimiza el tráfico para que sea mínimo a lo largo de todo el trayecto— es complejo y depende de varios elementos: valle, pico y nivel de ancho de banda, así como combinaciones casi aleatorias de las demandas durante los períodos de menor actividad; por ejemplo, picos o valles locales fuera de los picos o valles diarios por la naturaleza a ráfagas del tráfico. Además, el factor fin de semana no sólo afecta al momento valle, sino que implica un patrón de tráfico mucho más aplanado.

Dado el cúmulo de variables observadas en este capítulo, la propuesta central para predecir momentos valle es diseñar un sistema que permita estimar el patrón de tráfico de cada PoP, así como la agregación de todos los PoPs que forman un *path* particular. Todo

ello sin restricciones geográficas ni de ancho de banda, abarcando por tanto un amplio abanico de redes y situaciones.

4.1.2 Herramienta predictiva: VTO

De este modo, se propone desarrollar un sistema de planificación que, dado un PoP o un conjunto de PoPs —es decir, un *path*— responde el momento valle. A este sistema lo hemos denominado VTO (sigla de *Valley Times Oracle*) y parte de las conclusiones para la predicción en el caso de PoP único, así que también abarca dicho escenario.

Específicamente, dada una transferencia o un conjunto de transferencias a realizar, debe ser programado de tal manera que el momento valle coincida con el momento central de la transferencia. En otras palabras, la mitad de la transferencia debe producirse antes del momento valle, y la otra mitad después del mismo, luego en el valle de las demandas de tráfico independientemente de la duración específica o del volumen de la transferencia. No obstante, hay que contar con que, como ya se ha mostrado, la forma del valle no es perfectamente simétrica respecto al mínimo, y por ello su relleno no será óptimo, aunque se estima que es una buena aproximación.

El sistema VTO puede funcionar de manera centralizada o distribuida. En el primer caso funciona como un oráculo que se ejecuta en un PoP específico, al que el resto de PoPs pueden pedir una programación de transferencia. Para responder, VTO bien toma las horas ocupadas y de valle y sus anchos de banda de cada uno de los componentes de la topología y construye bajo petición las curvas de demanda de tráfico agregadas, o bien hace los cálculos asociados al método simplificado, como se verá en la próxima sección.

La alternativa es que una instancia de VTO se ejecute en cada PoP y en el momento en que un PoP requiere una programación de transferencia, éste solicita al resto de PoPs involucrados —los componentes del *path*— sus horas valle y pico y lleva a cabo por sí mismo la estimación del momento de transferencia ideal.

Para abordar la predicción se proponen dos enfoques que se detallan en las siguientes subsecciones. Un método general, que reconstruye los patrones de demandas de tráfico por cada PoP a través de un modelo basado en los datos de hora valle y la hora pico; tras ello, se agrupan los patrones individuales formados y se calcula el momento valle, que proporciona un marco general para links con saltos intermedios en diferentes husos horarios. Y una alternativa más sencilla para rutas que atraviesan PoPs cercanos, ergo situados en zonas horarias próximas. En este caso, se propone un promedio ponderado de los procesos individuales que caracterizan cada PoP.

4.2 Método general de predicción

El método general consiste en un enfoque que es capaz de representar las interacciones entre PoPs mediante el modelado de cada PoP en un *path*. Para ello, el primer paso es representar la actividad con un modelo funcional [43] que se apoya en un patrón con dos regiones diferenciadas, cada una relacionada con la identificación de períodos de baja y alta actividad, respectivamente.

Después de esto, esta descripción funcional se aplica para obtener una estimación del comportamiento de las demandas de tráfico del PoP con respecto al tiempo. A continuación, la estimación de la actividad del *path* surge de la agregación de estos comportamientos individuales modelados.

Teniendo en cuenta estas cuestiones, se aborda la definición del modelo con una función sinusoidal, siguiendo la ecuación:

$$n(\tau) = A(\tau) \cdot (\sin(\tau \cdot \omega(\tau)) + 1) + C$$

La función sinusoidal se compone con dos adicionales, $A(\cdot)$ y $\omega(\cdot)$, que describen las variaciones de la amplitud y la frecuencia para mejorar la flexibilidad de la definición del estado del PoP; y una constante C de ajuste. Esta función compuesta mejora la adaptación del modelo a las observaciones; por ejemplo, la variación de la frecuencia con respecto al tiempo refleja la asimetría de la región de baja actividad de tráfico previamente identificada.

$A(\cdot)$ y $\omega(\cdot)$ se ajustan para coincidir con la ubicación de los momentos de menor y mayor carga de ancho de banda, y su valor. Para simplificar este proceso, se utiliza una transformación del dominio temporal t que representa los momentos del día en $\tau \in [0, 1]$ y establece el momento más elevado de carga como 0. Después de obtener el modelo diario ajustado, se invierte dicha transformación mediante una variación en tiempo.

La Figura 4-6 presenta un ejemplo de curva resultante ajustada a los parámetros — momentos valle y pico, y anchos de banda correspondientes— de una observación diaria específica del tráfico en uno de los PoPs bajo estudio.

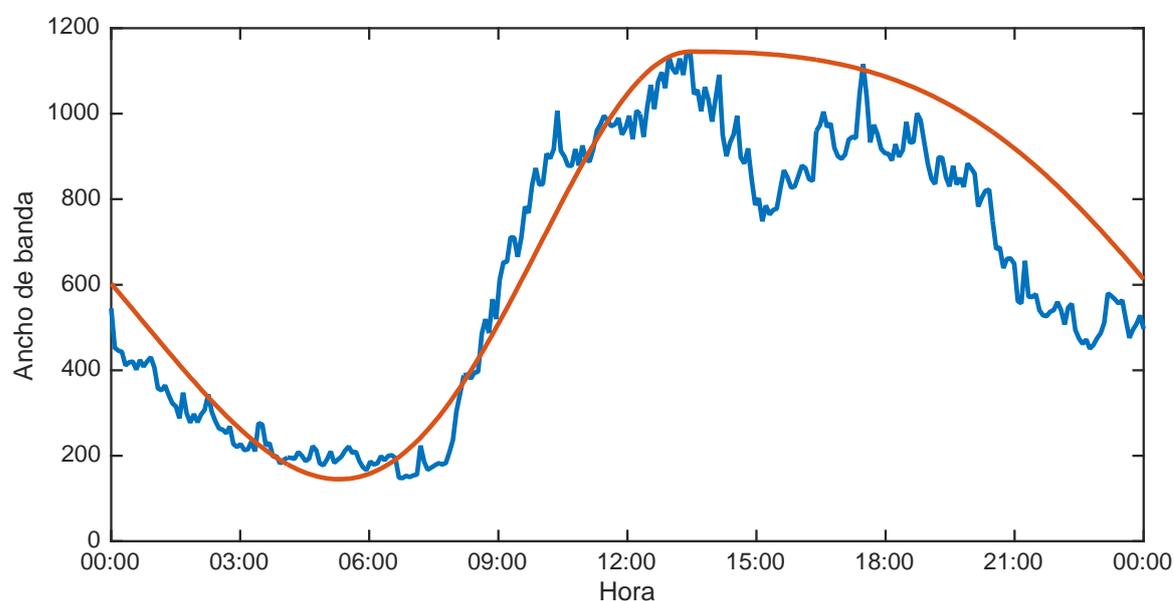


Figura 4-6: Ejemplo del ajuste del modelo general al tráfico diario de un PoP. El ancho de banda (Mb/s) se representa en azul; en naranja el modelo correspondiente a ese día.

Puede verse que el comportamiento del modelo es adecuado; principalmente, es capaz de captar de forma bastante exacta el movimiento del tráfico en torno al valle y al pico, perdiéndose cierta precisión en el decaer de las demandas en la fase vespertina. Sin

embargo, la misión de este método radica fundamentalmente en que en el patrón atribuido los valles y picos se ajusten a los reales —por ser los puntos clave a la hora de realizar transferencias masivas—, no tanto en el tráfico entre medias de estos dos puntos. En este sentido, el modelo cumple con este cometido.

Una vez que se modela el comportamiento de las demandas de tráfico de un PoP, se puede hacer lo propio con en el caso multi-PoP. El procedimiento consiste en, conocidos los datos asociados a picos y valles de cada uno de los PoPs que forman parte de la conexión, modelar el tráfico de cada uno de ellos y sumar los modelos para obtener el modelo de tráfico del *path*.

A modo ilustrativo, la Figura 4-7 muestra un ejemplo de modelado del tráfico de un *path* compuesto por tres PoPs.

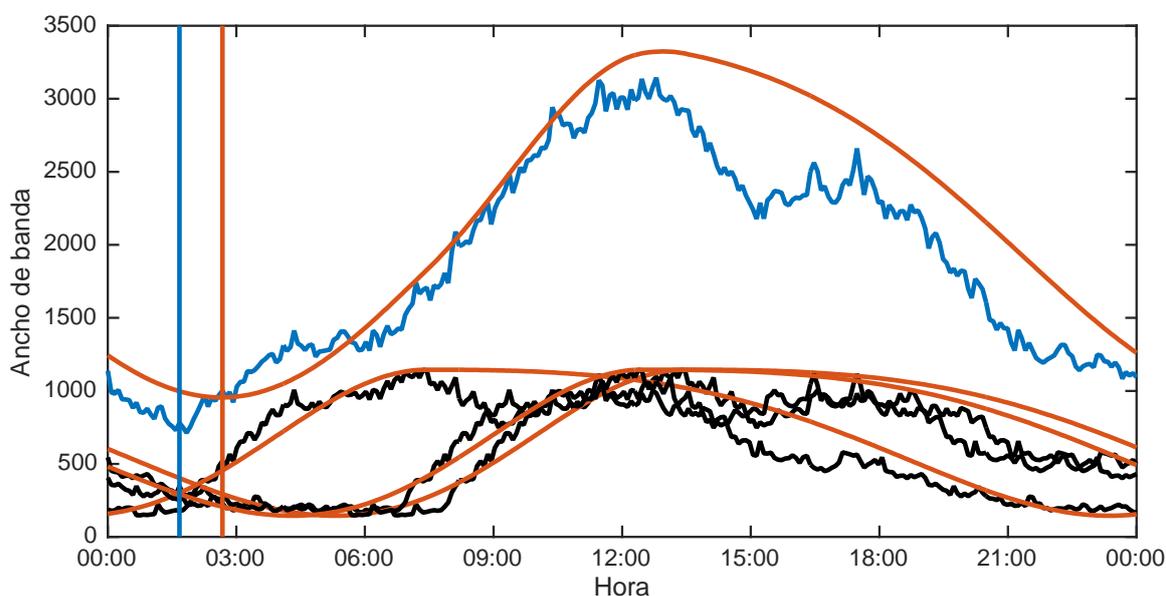


Figura 4-7: Ejemplo del ajuste del modelo general al tráfico diario de un *path*. Los anchos de banda (Mb/s) de los PoPs se representan en negro; el tráfico agregado en azul; los modelos tanto de los PoPs como del agregado en naranja; las líneas verticales indican los momentos valle: en azul el valle ideal y en naranja el predicho por el método general.

De nuevo, la suma de modelos de tráfico produce un modelo agregado que se amolda de manera apreciable al patrón de tráfico agregado real, sobre todo en lo referente al valle y al pico agregado. El valle agregado y el valle predicho por el modelo difieren en una hora aproximadamente, aunque a efectos de ancho de banda la diferencia es sustancialmente más reducida, lo cual es mucho más relevante como se desarrollará en el próximo capítulo.

4.3 Método simple de predicción

Si se observan las Figuras 4-3 y 4-4 es posible darse cuenta de que el momento valle agregado normalmente ocurre en un punto intermedio entre los momentos valle individuales de cada uno de los PoPs. Además, una segunda característica que se puede inferir fácilmente es que el momento valle global tiende hacia el momento valle de uno u

otro PoP dependiendo del ancho de banda que tenga cada uno de ellos. Así, se puede decir que existe una relación directa entre el momento valle global y los momentos valle individuales, ponderados por el nivel de tráfico individual.

Por esta razón, un método de predicción alternativo al descrito en la Subsección 4-2 es uno basado solamente en los momentos valle y anchos de banda valle de los PoPs particulares. De este modo, el sistema funciona tomando estos dos datos de todos los PoPs que componen la transferencia y calculando a partir de los mismos un promedio de los momentos valle, ponderado por sus anchos de banda.

Aunque este enfoque ignora totalmente el patrón de tráfico y las interacciones entre series temporales —como por ejemplo, la disminución o aumento de las pendientes recalca en este trabajo—, se estima que este puede ser un método válido para conexiones con pocos nodos intermedios y, especialmente, cuando la diferencia de tiempo entre ellos es limitada: los casos en los que la información de pico no es crucial porque introduce pocas variaciones en el valle del *path*, ya que los picos individuales se localizan lejos de los valles y no juegan un papel decisivo en el momento valle global. En el siguiente capítulo se evaluará la imprecisión que conlleva esta estrategia de predicción y se delimitará cuándo es aconsejable su uso.

El método de medias ponderadas se define formalmente como sigue para estimar el momento valle de un path (P) con n PoPs, MV_{Pn} , donde MV_n es el momento valle para cada PoP y BW_{MVn} los anchos de banda valle:

$$MV_{Pn} = \frac{BW_{MV1} \cdot MV1 + BW_{MV2} \cdot MV2 + \dots + BW_{MVn} \cdot MVn}{BW_{MV1} + BW_{MV2} + \dots + BW_{MVn}}$$

Como ejemplo visual de una predicción usando este método, la Figura 4-8 muestra su aplicación para el escenario de un *path* compuesto por cinco PoPs.

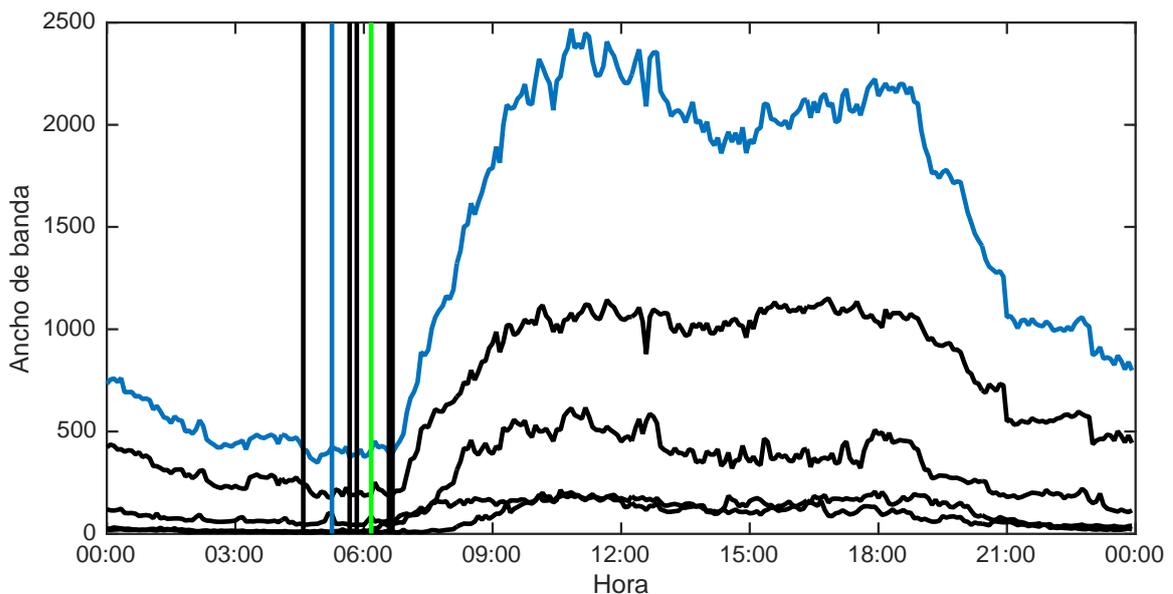


Figura 4-8: Ejemplo de predicción con el método simple del momento valle en un *path*. El ancho de banda (Mb/s) de los PoPs se representa en negro, el agregado en azul; las líneas verticales indican los momentos valle: en negro los correspondientes a los PoPs individuales, en azul al momento valle ideal, y en verde al predicho por el método simple.

Este caso ilustra la potencia del método simple, especialmente dentro del marco concreto ya comentado. Puede apreciarse que la diferencia en minutos entre el valle predicho y el ideal de ese día es de aproximadamente media hora, pero lo más trascendental es que la diferencia en términos de ancho de banda entre los dos puntos es marginal: la diferencia de tiempo es lo suficientemente pequeña como para no salir de la zona de valle más pronunciada. De esta manera, esta aproximación adquiere relevancia en situaciones como las de redes de alcance nacional, es decir, con escalas de tiempo y patrones de tráfico similares.

5 Evaluación del sistema predictivo multi-PoP

Finalmente, se presenta la traducción de todos los hallazgos descritos hasta el momento en la herramienta de predicción del momento valle para el marco multi-PoP, prestando especial atención a su operación y evaluación.

El primer paso es explicar y visualizar un nuevo mecanismo de cómputo del error en la predicción, basado en ancho de banda en lugar del tiempo como en la Sección 3. Seguidamente, se presentan los resultados de aplicar el sistema VTO en distintas situaciones, empleando los métodos de predicción general y simplificado, los cuales se enfrentan a un método básico de hora fija. Por último, se evalúa el impacto de efectuar transferencias según VTO en el percentil 95 de uso de cada uno de los enlaces que conforman un *path*.

5.1 Operación

La filosofía principal del sistema VTO es la de un gestor central que hace la predicción del momento más idóneo cuando hay alguna necesidad de hacer una transferencia masiva dentro de su alcance. Para ello, los PoPs incluidos en la red deben tener capacidad para recolectar estadísticas, en concreto ocho: momentos valle y pico promedios, y anchos de banda de valle y de pico promedios —la elección en este caso es tomar los datos medios sobre un conjunto de datos de un año—, para días entre semana y fines de semana respectivamente, de acuerdo a los resultados para un único PoP.

Una vez que el administrador de red tiene los cuatro datos necesarios para el día entre semana o fin de semana concreto, se calculan los modelos de tráfico de los nodos implicados y la agregación de éstos, obteniendo la predicción a partir de ellos. Otra posibilidad podría ser un sistema descentralizado, en el que la capacidad de cálculo se disemina a nivel de nodo y el intercambio de información de parámetros se produce directamente entre el emisor y los nodos intermedio y final.

En caso de aplicar el método simplificado, la operación es equivalente pero los modelos y el cálculo son más simples, como ya se ha visto.

5.2 Evaluación

5.2.1 Cómputo del error en la predicción

Tal y como se ha explicado en las secciones anteriores, la forma del ancho de banda de un *metanodo* puede exhibir un amplio abanico de comportamientos. Desde el patrón típico, con períodos valle y ocupado claros y diferenciables, hasta formas con más de un valle, incluyendo incluso patrones planos. En el caso multi-PoP una predicción de un momento valle que se desvíe por muchas horas de la hora valle real, puede, sin embargo, no haberse alejado del mínimo del valle en términos de ancho de banda. Por lo tanto, un mínimo local cercano al mínimo global sería un buen momento para llevar a cabo transferencias masivas, ya que también es un período de bajo uso.

Por su parte, en un patrón aplanado cualquier predicción del momento valle es aproximadamente equivalente; aunque un periodo específico sea estrictamente la hora menos utilizada, el impacto de los errores en la predicción es despreciable; probablemente sólo de unos pocos Mb/s. Obsérvese que lo mismo no aplica a un PoP individual, donde tienden a aparecer valles pronunciados en las series temporales de ancho de banda y, consecuentemente, una variación en la estimación de varias horas implica un gran error en términos de ancho de banda.

En definitiva, la idea subyacente es que en el escenario multi-PoP interesa saber cuán lejos se está del valle en relación a la amplitud de tráfico; es decir, hasta qué punto la predicción se ha desviado del momento óptimo e interferido con el tráfico habitual de la red. Así, su evaluación no debe basarse en cuánto tiempo difiere la predicción del momento valle real, sino cuántos bits/s implica tal error. De esta forma se consigue, además, una métrica para hacer comparable el error entre PoPs con diferentes niveles de agregados de tráfico: por ejemplo uno del orden de 100 Mb/s y otro de 1 Gb/s.

La ecuación que se usa para medir el error, igualmente a escala diaria, es la siguiente:

$$\text{Error de predicción} = \frac{BW_{MV \text{ predicho}} - BW_{MV \text{ real}}}{BW_{MP \text{ real}} - BW_{MV \text{ real}}}$$

El numerador es la diferencia entre el ancho de banda de valle (BW_{MV}) predicho y el real —el óptimo—, mientras que el denominador es la amplitud del tráfico real ese día: ancho de banda de pico (BW_{MP}) menos ancho de banda de valle.

La Figura 5-1 ilustra el método para calcular el error de predicción con un ejemplo de serie temporal diaria agregada, en la que se muestra un momento valle predicho muy alejado en tiempo del valle ideal.

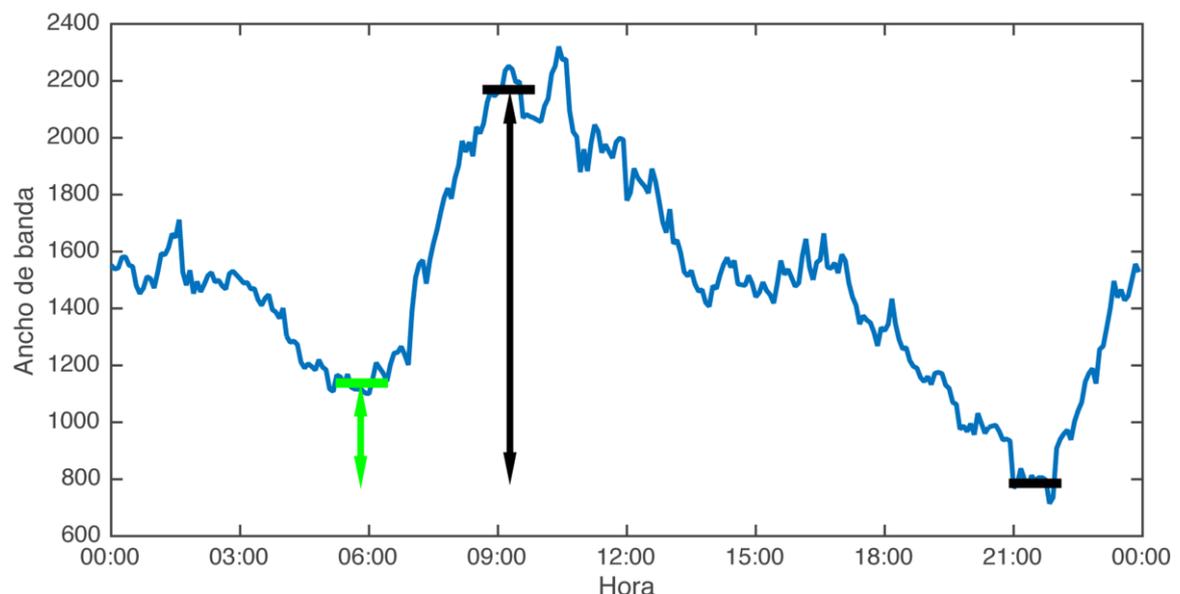


Figura 5-1: Ejemplo de cálculo del error de predicción. El ancho de banda (Mb/s) agregado se representa en azul; las líneas negras horizontales apuntan los momentos pico y valle reales; la línea verde señala un momento valle predicho; las flechas verticales indican el numerador (verde) y denominador (negro) del ratio de error de predicción.

Según su definición, el error de predicción es en realidad un porcentaje de equivocación: será 0% cuando la predicción coincida con el óptimo; 100% si la predicción es el peor de los casos, esto es, transmitir en el pico agregado. En el ejemplo de la figura el error es del 16,7%, por lo que se puede decir que no es muy significativo; sin embargo, nótese que la predicción medida en diferencia temporal falla en unas 16 horas. De ahí se infiere la utilidad del ratio de error en términos de ancho de banda.

5.2.2 Resultados

Para proporcionar una evaluación del sistema en diversos escenarios, se crean 1000 *paths* aleatorios que engloban diversos números de saltos, diferentes zonas horarias, diferentes patrones de tráfico y amplitudes de ancho de banda. El objetivo es cubrir múltiples escenarios y extraer resultados significativos.

De manera más detallada, se crea cada *path* con un número de saltos entre tres y nueve —de acuerdo a [44], donde se estudia esta variable para sistemas autónomos—; un desfase de tiempo aleatorio para cada PoP entre 0h y 12h UTC, para abarcar todo el planeta; y se eligen los nodos que forman la conexión entre los diez PoPs reales de RedIRIS de los cuales se tienen datos, con una duración de un año. Finalmente, sobre este conjunto de *paths* de evaluación se calculan los momentos valle óptimos y se aplica el sistema VTO con el método general de predicción.

La Figura 5-2 muestra el error de predicción para diferentes números de saltos.

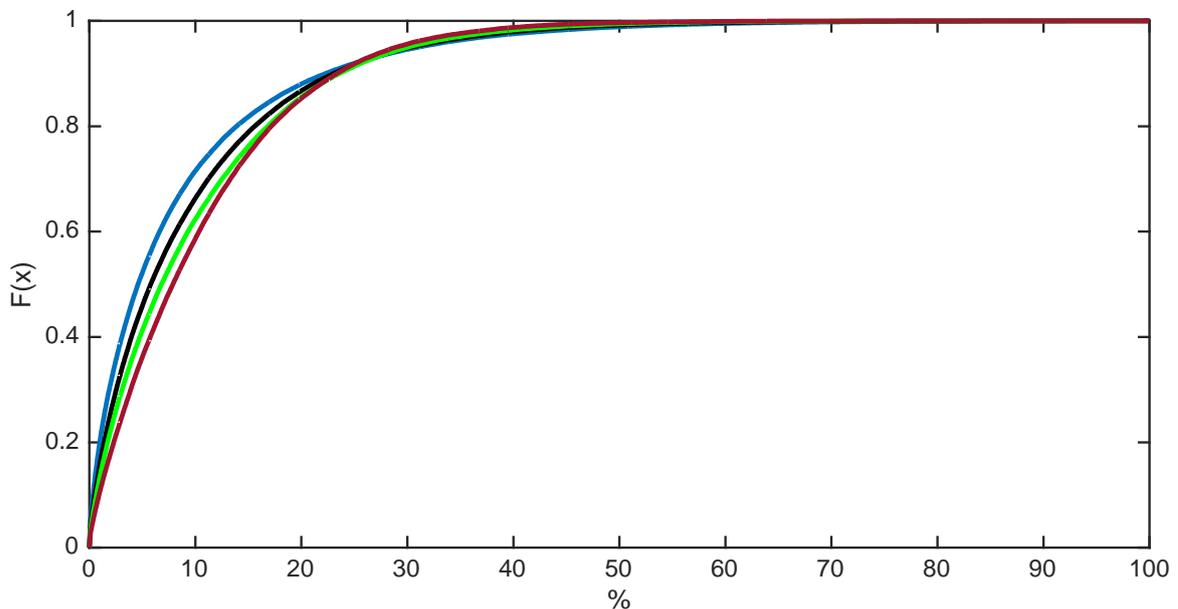


Figura 5-2: FDA del error de predicción del momento valle usando el sistema VTO con el método general de predicción y comparativa de escenarios con distintos números de saltos formando parte del *path*: tres (azul), cinco (negro), siete (verde) y nueve (rojo) PoPs.

Se puede apreciar que la precisión del sistema es sólo marginalmente sensible al número de saltos, obteniéndose un percentil 50 de error de predicción del momento valle de en torno al 10% respecto al momento ideal y un percentil 90 de error de aproximadamente el

25%. Además, los errores superiores al 50% —es decir, los que derivarían en gran interferencia con el tráfico normal— son totalmente excepcionales.

Por su parte, la Figura 5-3 representa los ratios de error con respecto al momento valle real para diferentes límites de desviaciones horarias —restricciones de mismo huso (0h), 4, 5 y 6 horas—, distinguiendo entre el método general y el simplificado. Junto a ellos, una predicción de hora fija: determinada según el momento valle individual del PoP origen del *path*, el procedimiento hasta ahora implementado de manera intuitiva —sin optimización— para realizar tareas *batch*.

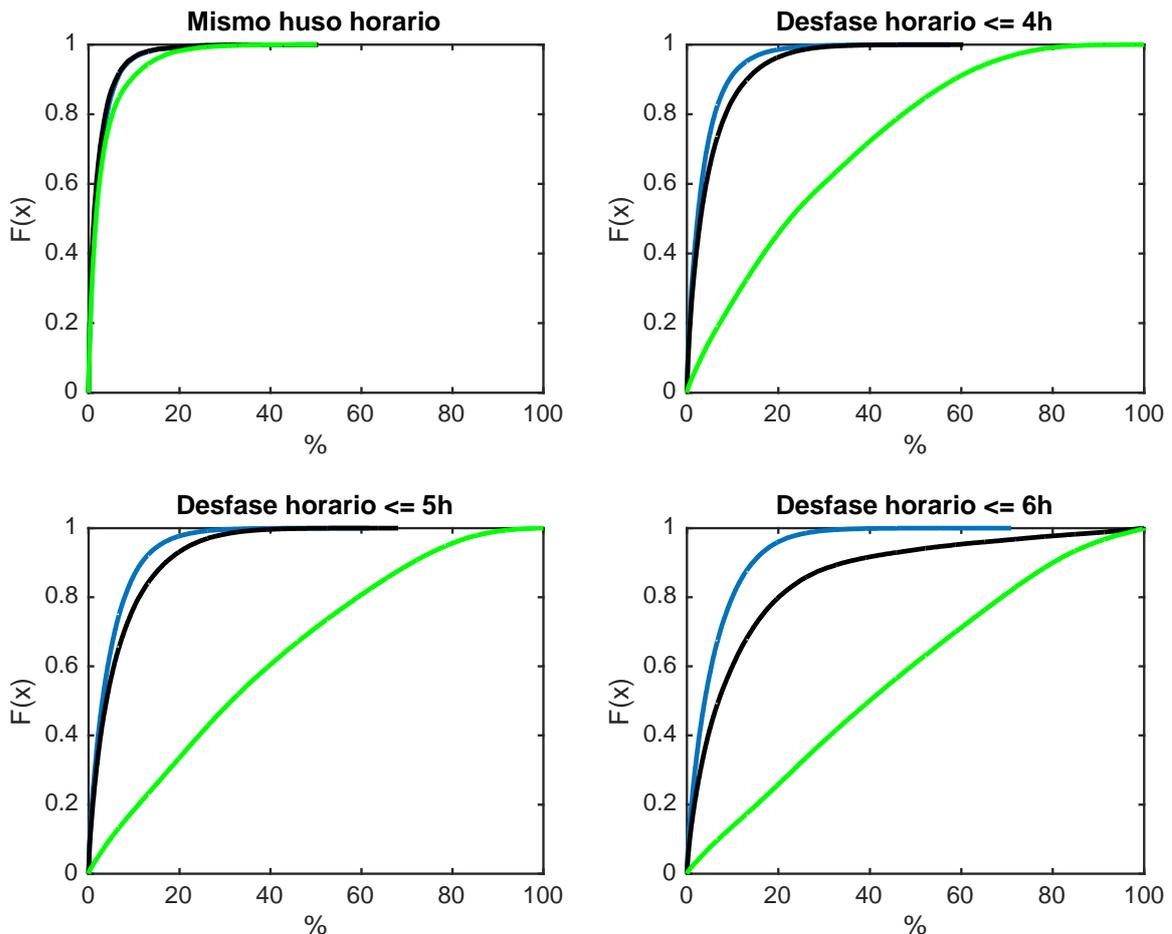


Figura 5-3: FDA del error de predicción del momento valle usando VTO con los métodos general (azul), simple (negro) y hora fija (verde) para distintos límites de desfase horario.

Para una topología desplegada dentro de la misma zona horaria, tanto el método general como el método de predicción basado en promedios ponderados son equivalentes en términos prácticos; incluso el enfoque de hora fija sigue siendo válido. No obstante, a medida que se amplía la separación horaria entre PoPs el enfoque simplificado empeora progresivamente, mientras que el de hora fija alcanza errores casi dramáticos —nótese que tiende a seguir una distribución casi uniforme, ergo equivale en cierto modo a un método aleatorio—, lo que hace evidente la no idoneidad de este procedimiento en el ámbito geodistribuido.

Específicamente para el método de predicción simple, se cree que un desfase máximo de 5 horas entre los PoPs puede considerarse el umbral adecuado para la validez de sus

predicciones. A partir de esa frontera, el aumento del error del método simplificado declina claramente la balanza a favor del modelo general. Aun así, el método simple sigue siendo adecuado para enlaces entre Europa o África y la costa este de América del Sur, entre PoPs de Asia y Oceanía, o en *paths* entre costas de los Estados Unidos.

5.2.3 Impacto en el percentil 95 diario

Por último, a efectos de exhaustividad en el análisis, también se evalúa el impacto de transmitir según VTO en el percentil 95 diario, ya que los usuarios o entidades que pagan según este modelo pueden incurrir en costes adicionales al efectuar transferencias masivas, luego los arrendatarios o propietarios de la infraestructura deberían priorizar la limitación de la interferencia con el tráfico normal y con los momentos asociados a percentiles altos. Se hace notar que la facturación según el percentil 95 suele considerarse en períodos mensuales, aunque también se pueden tomar días representativos durante el mes, el caso que se considera en este trabajo.

El percentil 95 de uso es una métrica utilizada con frecuencia para establecer el coste de una red. Para ilustrar el efecto y las consecuencias de esta forma de facturación y el amplio potencial de optimización del tráfico de red, la Figura 5-4 muestra las demandas de un día de ejemplo tomado de RedIRIS, así como el nivel que establece el coste diario de la red según este modo de cobro.

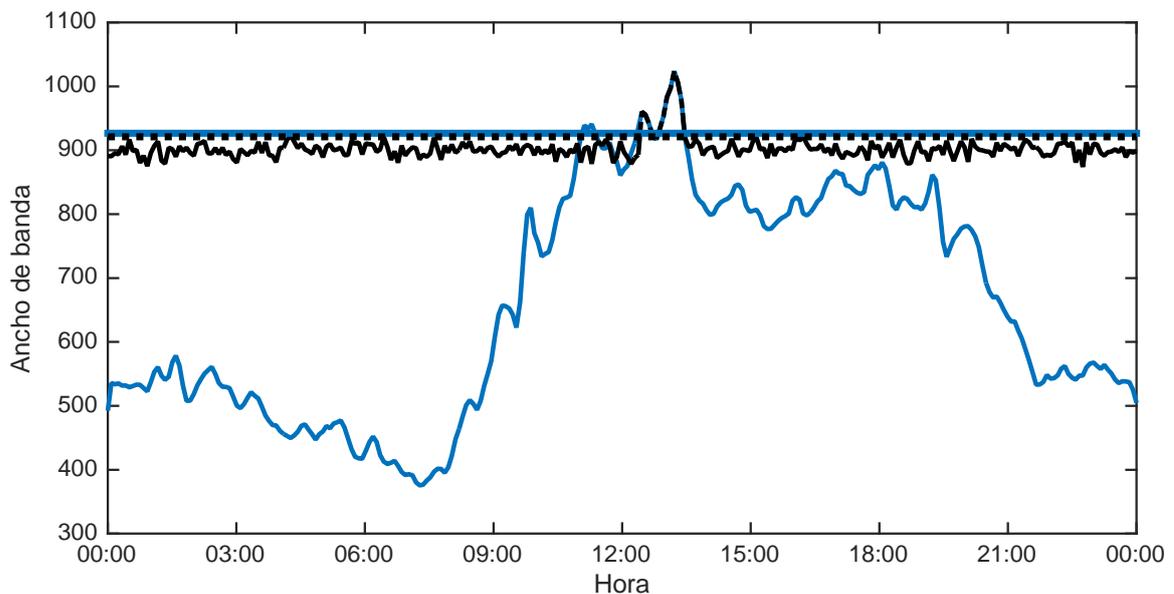


Figura 5-4: Ejemplo de serie temporal y su facturación según el percentil 95. El ancho de banda (Mb/s) real del PoP se representa en azul; la línea horizontal marca el percentil 95. Un patrón de tráfico alternativo con percentil 95 (línea negra discontinua) similar, en negro.

Obsérvese que, en una red típica sin optimización de tráfico para llevar a cabo transferencias masivas, durante la mayor parte del día el coste de la misma está condicionado por un nivel de tráfico que no se está utilizando, ya que se determina esencialmente a partir de la demanda máxima.

Puede servir de ejemplo de las posibilidades de mejora en la eficiencia de coste un patrón de tráfico teórico alternativo —pintado igualmente en la Figura 5-4—, cuyo tráfico total intercambiado en el día es mucho mayor —específicamente 9,76 TB frente a 7,13 TB— que el patrón real. Sin embargo, el coste de ambos usos de la red según el modelo del percentil 95 es aproximadamente igual, e incluso levemente inferior para el patrón hipotético.

Además, es inmediato darse cuenta de que, sin aumentar la cantidad diaria total de tráfico, el percentil 95 puede ser reducido si al menos cierto tráfico —típicamente, las transferencias masivas sin grandes exigencias de *timing*— utilizado durante el pico es reprogramado a otro momento del día.

La Figura 5-5 muestra un ejemplo de ésta última alternativa.

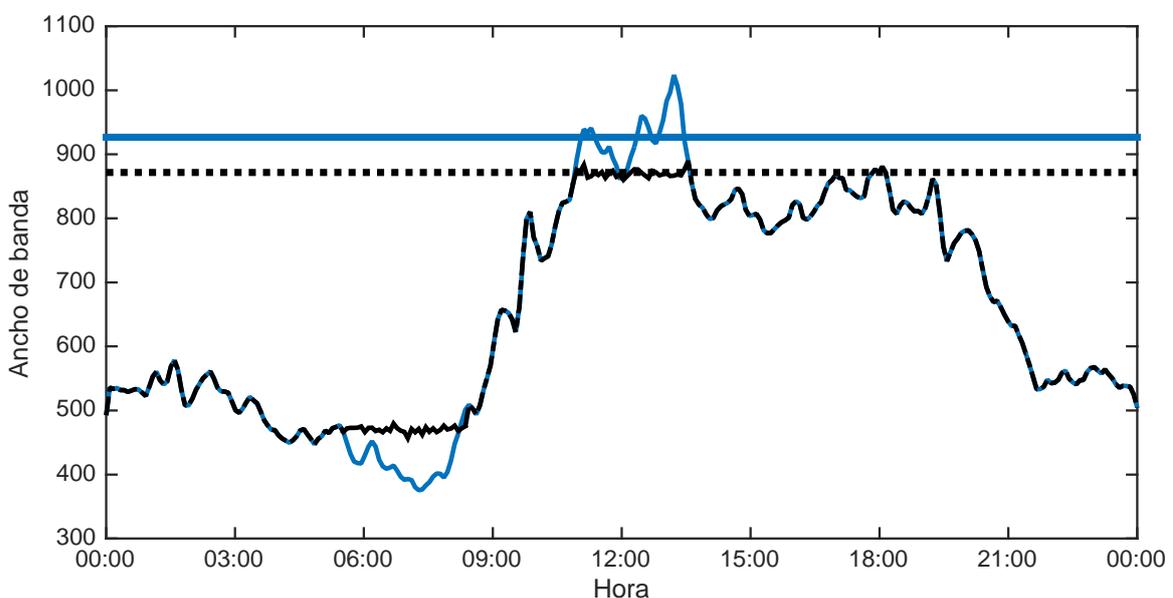


Figura 5-5: Ejemplo de optimización de tráfico para facturación según el percentil 95. El ancho de banda (Mb/s) real del PoP se representa en azul; la línea horizontal marca el percentil 95. Una alternativa de tráfico con percentil 95 (línea discontinua) menor, en negro.

Dado que en este caso no se dispone en los flujos de red de información sobre la naturaleza del tráfico —no se puede discriminar si ha habido tráfico *background* durante los picos—, nuestro enfoque encaja con el de la Figura 5-4.

Esencialmente, nuestro procedimiento es tomar series temporales de tráfico originales, agregar el ancho de banda correspondiente a la transferencia masiva y comprobar si los percentiles 95 varían. La referencia de tiempo es el momento valle predicho por VTO, que será el punto medio de la transferencia independientemente del volumen a transferir.

La situación ideal sería transmitir a una velocidad variable que, por un lado, envíe la totalidad del volumen y, por otro, minimice el ancho de banda del tráfico normal más el de las transferencias masivas. Intuitivamente y análogamente al comportamiento de un fluido, el paradigma sería como si se *rellenara* progresivamente el valle, manteniendo una interferencia mínima con el tráfico habitual y con posibilidades remotas de impactar el percentil 95.

Sin embargo, esta estrategia requiere una fuerte sincronización entre los PoPs, mecanismos para limitar el flujo de tráfico en tiempo real y, sobre todo, todo lo anterior basado en estimaciones de ancho de banda, predichas y construidas solamente a partir de momentos pico y valle. Dicho de otro modo, está fuera del alcance de la filosofía y el diseño del sistema VTO.

Este caso arquetípico se representa en la Figura 5-6 comparado con nuestro enfoque, más simple: se emplea una tasa de bits constante (CBR).

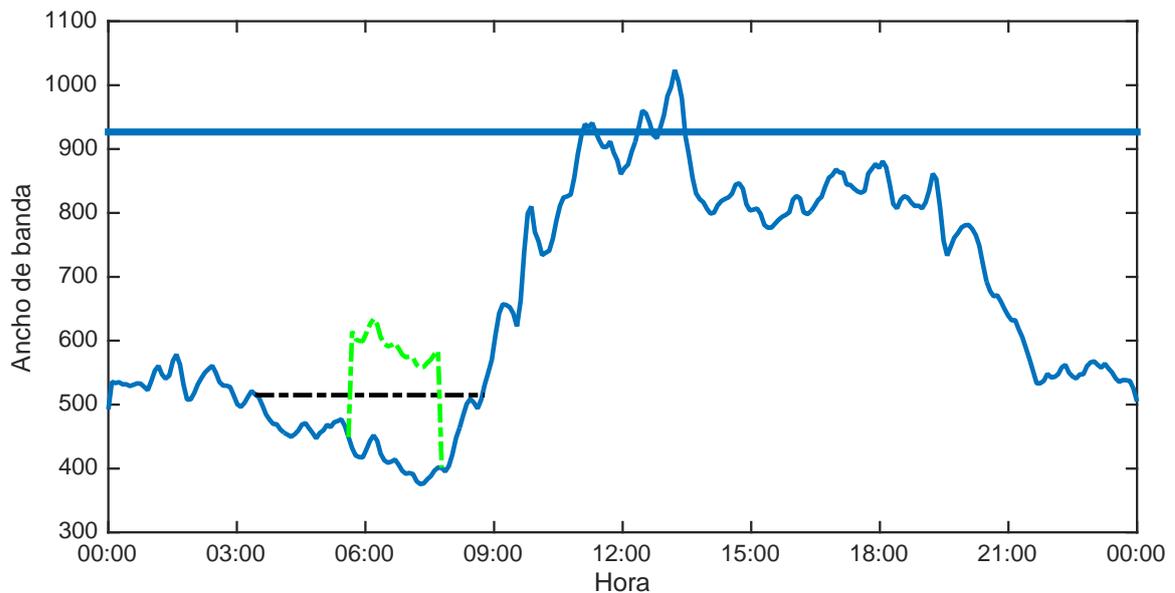


Figura 5-6: Ejemplo de formas de transmitir una transferencia masiva. El ancho de banda (Mb/s) real del PoP se representa en azul; la línea horizontal marca el percentil 95. La curva negra discontinua señala el ancho de banda adicional ideal; la verde, nuestra elección.

En adelante, para evaluar el impacto de VTO en los niveles del percentil 95 diario cuando se llevan a cabo transferencias de gran tamaño se asume una velocidad de transmisión a una cota intermedia entre el tráfico en momentos ocupados y valle: en concreto, la mediana de las demandas de tráfico.

La estrategia para extraer la evaluación del funcionamiento de VTO consiste en establecer diferentes situaciones en las que los PoPs generan volúmenes de tráfico entre el 10% y el 30% de su tráfico diario intercambiado como transferencias masivas adicionales, superando los peores escenarios advertidos en centros de datos [13]. Referido al conjunto de datos de mediciones de RedIRIS, estos porcentajes corresponden a volúmenes en un rango entre 30 y 500 GB.

A continuación, se componen 1000 *paths* aleatorios de cinco PoPs y un máximo de 12 horas de desfase temporal entre ellos, se estima con VTO el momento valle agregado, se elige la velocidad de transmisión como la mediana del ancho de banda del PoP con menor intensidad de tráfico en cada conexión, se añade el nuevo ancho de banda a las series temporales de cada PoP involucrado y, finalmente, se miden los cambios en los cinco percentiles 95 por separado. Luego se suman los nuevos percentiles 95 —el volumen de tráfico que representará un coste— obtenidos y se divide el resultado por la suma de los percentiles 95 originales.

Esto resulta en una ecuación que expresa la fracción de tráfico que conlleva un gasto adicional al del escenario original para una ruta con n PoPs, donde $P95$ se refiere a los percentiles originales y $P95'$ a los registrados tras efectuar la transferencia masiva:

$$\text{Coste extra} = \frac{P95'_{POP1} + P95'_{POP2} + \dots + P95'_{POPn}}{P95_{POP1} + P95_{POP2} + \dots + P95_{POPn}}$$

El experimento revela que VTO aumenta el agregado de percentiles 95 solamente entre un 1% y un 4%, lo cual pone de manifiesto su idoneidad para la planificación de transferencias masivas. Para poner estas cifras en perspectiva, se comparan con las resultantes de aplicar la programación de hora fija para el PoP emisor de la transferencia en cada *path*, al igual que en las secciones anteriores. Con el enfoque de hora fija los sobrecostos derivados de la transmisión obtenidos son entre 2 y 4 veces peores que con VTO siguiendo el método general.

6 Conclusiones y trabajo futuro

6.1 Conclusiones

A lo largo de este Trabajo Fin de Máster se ha analizado en profundidad la planificación de las denominadas transferencias masivas partiendo del estudio de la dinámica del fenómeno del momento valle —o lo que es lo mismo, los períodos de bajo uso de ancho de banda en cualquier punto de presencia (PoP)—, el cual se propone como el mejor momento para realizarlas, y también de las formas más habituales del patrón de demandas de tráfico, por su implicación en la determinación del mínimo diario.

Tras repasar estudios relacionados y sentar las bases del análisis, se ha encontrado que los momentos valle a lo largo del tiempo pueden ser descritos como una variable gaussiana, lo cual posibilita extraer factores que describen el fenómeno y explotarlos para proporcionar un procedimiento sencillo para determinar cuándo se producen los momentos valle. Este método es útil en la programación de cualquier tarea de procesamiento *batch*, aunque se ha prestado especial atención a las transferencias masivas, ya que cada vez juegan un papel más determinante en la planificación de red en Internet.

Mediante un análisis de varianza (ANOVA) se ha hallado que, dando prioridad a los factores más simples —con menor número de niveles— para facilitar su implementación sobre una red real, se deben considerar el PoP y el fin de semana como factores a tener en cuenta. En otras palabras, los PoPs, aun pertenecientes a una misma red como RedIRIS, y los días entre semana y de fin de semana se comportan de manera diferenciada, luego deben ser tenidos en consideración a la hora de estimar el valle.

Una vez analizado el escenario individual —investigación que dio lugar a la publicación de un artículo en la conferencia *IEEE Integrated Network and Service Management*, Lisboa 2017 [11]—, se ha dado un paso más en el enfoque para abarcar situaciones multi-PoP, es decir, *paths* que atraviesan diferentes PoPs y, en consecuencia, diferentes curvas de demandas de tráfico e incluso diferentes husos horarios. Estos son los principales escollos a salvar en la optimización de transferencias dentro de una red geodistribuida puesto que los valles no tienen por qué coincidir entre PoPs, dando lugar a series temporales agregadas de tráfico diversas.

Así, se confía en la colaboración entre los PoPs —o entre los diferentes agentes involucrados, extrapolándolo a Internet en general— en la búsqueda de una solución de equilibrio que permita programar las transferencias en un momento adecuado de la agregación de las demandas de todos los PoPs. En este caso es relevante no sólo cuándo ocurre el momento valle, sino también la interacción específica de los valores de ancho de banda medidos localmente en cada PoP.

Para ello, se ha ideado y desarrollado un sistema de predicción, VTO, el cual, ante el deseo de un gestor de red de llevar a cabo una transferencia masiva, sugiere el instante idóneo —el momento central de la misma, independientemente de la duración— durante el día para realizarla.

En su método general, aplicable a *paths*, VTO construye curvas de demandas basadas en la hora ocupada y en la hora valle, tomando como base las similitudes y particularidades encontradas en la descripción general visual de los patrones de tráfico típicos en redes de distintas escalas. Específicamente, una forma convexa para períodos de baja intensidad y cóncava para los períodos ocupados, pero con diferentes duraciones; disparidad entre las series entre semana y de fin de semana; e incluso diferentes pendientes antes y después del valle, entre otros aspectos destacados. Teniendo en cuenta los rasgos encontrados, se ha visualizado que la agregación de las curvas construidas se *superpone* a las mediciones reales con notable precisión y consigue proporcionar predicciones ajustadas.

Como alternativa, se ha propuesto también para el sistema VTO un método simple de predicción a partir de medias ponderadas, observando que cuando los PoPs son cercanos y las diferencias horarias son de hasta unas pocas horas solamente, un promedio de los momentos valle individuales involucrados ponderado por el ancho de banda particular de cada PoP produce resultados significativos. Se ha comprobado que este método es válido para redes cuyos nodos no estén separados en más de cinco horas.

Los resultados obtenidos permiten inferir que un sistema como VTO puede resultar eficaz para todos los administradores de red que realizan transferencias masivas, tanto para minimizar la interferencia con el tráfico habitual como para minimizar el coste cuando éste se fija a partir del percentil 95 de uso.

En términos de interacción con el tráfico regular, se logra un percentil 50 de error de predicción del momento valle de cerca del 10% respecto al momento ideal y un percentil 90 de error de aproximadamente el 25%, luego alejados de los momentos ocupados. Además, en términos de coste, los percentiles 95 aumentan únicamente entre un 1% y un 4%, con mejoras significativas respecto a una predicción de hora fija.

6.2 Trabajo futuro

Este trabajo ha sentado las bases y ha evaluado las notables posibilidades del sistema VTO para planificación de transferencias masivas. Aunque la aplicación parte de datos particulares de cada red, y por consiguiente es extrapolable sin necesidades adicionales de adaptación a otras redes distintas de RedIRIS, como trabajo futuro se plantea su empleo en otras redes generalistas o específicas, especialmente de alcance global por el impacto de los husos horarios.

Además, con más información a nivel de paquete se podría ampliar el análisis ANOVA tratando de recabar más factores representativos aparte del PoP y el fin de semana, con el objetivo de que pudieran reducir aún más los errores de predicción —captando cierta variabilidad que ahora no puede ser explicada— y, por tanto, aminorar también el impacto de las transferencias masivas en el percentil 95 de uso.

Asimismo, se planea prestar atención a las variaciones en el ancho de banda que pueden seguir las transferencias masivas, dadas las particularidades de los escenarios de facturación a partir del percentil 95. Es decir, se cree que existe una posibilidad de mejora en la programación del tráfico de este tipo: hacerlo alrededor del momento valle, pero con un ancho de banda no necesariamente igual antes y después del mínimo. Con esto se conseguiría una velocidad adaptada a la forma de la curva del tráfico sin exceder el

percentil 95, a la vez que la transferencia ganaría en el ajuste a un único período valle. Incluso, sería de interés contar con una infraestructura capaz de adaptar en tiempo real la velocidad de transmisión al resto del tráfico.

Por último, este trabajo se ha centrado en una escala —a nivel de momento valle, de patrón de tráfico y de percentil 95— diaria; una posibilidad alternativa consistiría en realizar el análisis de los períodos de bajo uso a escala mensual, dado el esquema de facturación a partir del percentil 95 con dicha periodicidad.

Referencias

- [1] IBM z/OS Basic Skills Information Center, Mainframe concepts. White paper, 2008.
- [2] Z. Wu and H. V. Madhyastha, “Understanding the latency benefits of multi-cloud webservice deployments,” *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 43, no. 2, pp. 13–20, 2013.
- [3] Y. Wu, Z. Zhang, C. Wu, C. Guo, Z. Li, and F. C. Lau, “Orchestrating bulk data transfers across geo-distributed datacenters,” *IEEE Transactions on Cloud Computing*, vol. 5, no. 1, pp. 112–125, 2017.
- [4] N. Laoutaris, G. Smaragdakis, R. Stanojevic, P. Rodríguez, and R. Sundaram, “Delay-tolerant bulk data transfers on the Internet,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 21, no. 6, pp. 1852–1865, 2013.
- [5] X. Dimitropoulos, P. Hurley, A. Kind, and M. P. Stoecklin, “On the 95-percentile billing method,” *Conference on Passive and Active Network Measurement*, pp. 207–216, 2009.
- [6] G. Tselentis, J. Domingue, A. Galis, A. Gavras, and D. Hausheer, “Towards the Future Internet: A European Research Perspective,” IOS Press, 2009.
- [7] M. Marcon, N. Santos, and K. P. Gummandi, “Netex: Cost-effective bulk data transfers for cloud computing,” Max Planck Institute for Software Systems, Tech. Rep., 2012.
- [8] J. L. García-Dorado, J. A. Hernández, J. Aracil, J. E. López de Vergara, F. J. Monserrat, E. Robles, and T. P. de Miguel, “On the duration and spatial characteristics of Internet traffic measurement experiments,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 11, pp. 148–155, 2008.
- [9] M. K. Chowdhury and R. Boutaba, “A survey of network virtualization,” *Computer Networks*, vol. 54, no. 5, pp. 862–876, 2010.
- [10] N. Laoutaris, M. Sirivianos, X. Yang, and P. Rodríguez, “Inter-datacenter bulk transfers with NetStitcher,” *ACM SIGCOMM*, pp. 74–85, 2011.
- [11] S. Albanea, J. L. García-Dorado, D. Muelas, J. E. López de Vergara, and J. Aracil, “Valley times in the Spanish academic network,” *IFIP/IEEE Symposium on Integrated Network and Service Management*, pp. 564–567, 2017.
- [12] J. L. García-Dorado, J. A. Hernández, J. Aracil, J. E. López de Vergara, and S. López-Buedo, “Characterization of the busy-hour traffic of IP networks based on their intrinsic features,” *Computer Networks*, vol. 55, no. 9, pp. 2111–2125, 2011.
- [13] Y. Chen, S. Jain, V. K. Adhikari, Z. L. Zhang, and K. Xu, “A first look at inter-data center traffic characteristics via Yahoo! Datasets”, *IEEE INFOCOM*, pp. 1620–1628, 2011.

- [14] Forrester Research, “The future of data center wide-area networking,” <http://www.forrester.com>, 2016.
- [15] R. Stanojevic, N. Laoutaris, and P. Rodríguez, “On economic heavy hitters: Shapley value analysis of 95th-percentile pricing,” ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement, pp. 75–80, 2010.
- [16] Y. Feng, B. Li, and B. Li, “Jetway: minimizing costs on inter-datacenter video traffic,” in ACM Multimedia Conference, pp. 259–268, 2012.
- [17] T. Nandagopal and K. P. N. Puttaswamy, “Lowering inter-datacenter bandwidth costs via bulk data scheduling,” Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing, 2012.
- [18] J. L. García-Dorado and S. Rao, “Cost-aware multi data-center bulk transfers in the cloud from a customer-side perspective,” IEEE Transactions on Cloud Computing, 2015.
- [19] Y. Wang, S. Su, A. X. Liu, and Z. Zhang, “Multiple bulk data transfers scheduling among datacenters,” Computer Networks, vol. 68, pp. 123–137, 2014.
- [20] Y. Feng, B. Li, and B. Li, “Postcard: Minimizing costs on inter-datacenter traffic with store-and-forward,” in Conference on Distributed Computing Systems Workshops, pp. 43–50, 2012.
- [21] L. Tong, X. Zheng, Y. Xia, and M. Li, “Delay tolerant bulk transfers on inter-datacenter networks,” in IEEE Globecom Workshops, pp. 1–6, 2016.
- [22] D. Xu and X. Liu, “Geographic trough filling for Internet datacenters,” IEEE INFOCOM, pp. 2881–2885, 2012.
- [23] S. Ren, Y. He and F. Xu, “Provably-efficient job scheduling for energy and fairness in geographically distributed data centers,” IEEE Conference on Distributed Computing Systems, pp. 22–31, 2012.
- [24] B. Frank, I. Poesse, Y. Lin, G. Smaragdakis, A. Feldmann, B. Maggs, J. Rake, S. Uhlig, and R. Weber, “Pushing CDN-ISP collaboration to the limit,” ACM Computer Communication Review, vol. 43, no. 3, pp. 34–44, 2013.
- [25] H. Zhuang, I. Filali, R. Rahman, and K. Aberer, “Coshare: A cost effective data sharing system for data center networks,” IEEE Conference on Collaboration and Internet Computing, pp. 11–18, 2015.
- [26] S. Floyd and V. Paxson, “Difficulties in simulating the Internet,” IEEE/ACM Transactions on Networking, vol. 9, no. 4, pp. 392–403, 2001.
- [27] F. Mata, J. L. García-Dorado, and J. Aracil, “Detection of traffic changes in large-scale backbone networks: The case of the Spanish academic network,” Computer Networks, vol. 56, no. 2, pp. 686–702, 2012.

- [28] F. Mata, P. Zuraniewski, M. Mandjes, and M. Mellia, “Anomaly detection in diurnal data,” *Computer Networks*, vol. 60, pp. 187–200, 2014.
- [29] A. Aurelius, C. Lagerstedt, M. Kihl, M. Perenyi, I. Sedano and F. Mata, “Traffic analysis in the TRAMMS project,” *Telekomunikacije*, vol. 4, pp. 29–37, 2009.
- [30] R. van de Meent, M. Mandjes, and A. Pras, “Smart dimensioning of IP network links,” *IFIP/IEEE Workshop on Distributed Systems: Operations and Management*, pp. 86–97, 2007.
- [31] Data Center map, “Internet Exchange Points,” <http://www.datacentermap.com/ixps.html>, 2016.
- [32] <http://www.redirisnova.es/mm/presentacion-RedIRIS-NOVA.pdf>
- [33] R. Hofstede, P. Celeda, B. Trammell, I. Drago, R. Sadre, A. Sperotto, and A. Pras, “Flow monitoring explained: From packet capture to data analysis with Netflow and IPFIX,” *IEEE Communication Surveys and Tutorials*, vol. 16, no. 4, pp. 2037–2064, 2014.
- [34] A. Feldmann, A. Greenberg, C. Lund, N. Reingold, J. Rexford, and F. True, “Deriving traffic demands for operational IP networks: Methodology and experience,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 9, no. 3, pp. 265–280, 2001.
- [35] P. Velan, J. Medková, T. Jirsík, and P. Celeda, “Network traffic characterisation using flow-based statistics,” *Network Operations and Management Symposium (NOMS), IEEE/IFIP*, pp. 907-912, 2016.
- [36] D. Kwiatkowski, P. C. B. Phillips, P. Schmidt, and Y. Shin, “Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?,” *Journal of Econometrics*, vol. 54, no. 1-3, pp. 159–178, 1992.
- [37] S. E. Said and D. A. Dickey, “Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order,” *Biometrika*, vol. 71, no. 3, pp. 599–607, 1984.
- [38] R. Van De Meent, M. Mandjes, and A. Pras, “Gaussian traffic everywhere?,” *IEEE International Conference on Communications*, pp. 573–578, 2006.
- [39] L. T. DeCarlo, “On the meaning and use of kurtosis,” *Psychological methods*, 2(3), 292, 1997.
- [40] F. Mata, J. L. García-Dorado, J. Aracil, and J. E. López de Vergara, “Factor analysis of Internet traffic destinations from similar source networks,” *Internet Research*, vol. 22, no. 1, pp. 29–56, 2012.
- [41] O. J. Dunn and V. A. Clark, “Applied statistics: analysis of variance and regression,” Wiley, 1974.

- [42] G. V. Glass, P. D. Peckham, and J. R. Sanders, “Consequences of failure to meet assumptions underlying the fixed effects analyses of variance and covariance,” *Review of educational research*, vol. 42, no. 3, pp. 237–288, 1972.
- [43] D. Muelas, J. E. López de Vergara, J. R. Berrendero, J. Ramos, and J. Aracil, “Facing network management challenges with functional data analysis: Techniques & opportunities,” *Mobile Networks and Applications*, 2016.
- [44] B. Huffaker, M. Fomenkov, D. Plummer, D. Moore, and K. Claffy, “Distance metrics in the Internet,” *IEEE International Telecommunications Symposium*, pp. 200–202, 2002.

Glosario de acrónimos

ANOVA	Analysis of Variance
CBR	Constant Bit Rate
CDN	Content Delivery Network
FDA	Función de Distribución Acumulada
GMPLS	General Multiprotocol Label Switching
IP	Internet Protocol
IRIS	Interconexión de Recursos Informáticos
ISP	Internet Service Provider
IXP	Internet eXchange Point
KPSS	Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin
LAIIX	Los Angeles International Internet eXchange
MP	Momento Pico
MV	Momento Valle
P2P	Peer-to-Peer
PoP	Point of Presence
UDP	User Datagram Protocol
UTC	Tiempo Universal Coordinado
VTO	Valley Times Oracle

