

# **Web Traffic Performance for an Academic Program from a Latin American Graduate School of Business**

## **Abstract**

La presente investigación tiene como propósito determinar cuál es el mejor rendimiento de tráfico de un sitio web de un programa académico en una escuela de negocios para graduados latinoamericana. La literatura hace una revisión al campo de la analítica web, a través del análisis y las fuentes del tráfico web, las herramientas para medir el rendimiento del tráfico web y los indicadores de rendimiento de tráfico web. El modelo de investigación se basa en modelos previos adaptados al campo académico considerando un modelo de profundidad (H1), y un modelo de visitas nuevas (H2-H6). La metodología establece un diseño de investigación no experimental longitudinal basado en tendencias, empleando como unidad de análisis a los visitantes de la página web del programa de postgrado en un periodo del 2013 al 2015 extrayendo 4106 observaciones a través del Google Analytics. La técnica analítica planteada para el siguiente estudio es el Análisis de Regresión en datos temporales, considerándose Modelos de Series de tiempo tipo ARMA (Auto-Regresivo de Media Móvil) como Modelos de Regresión Múltiple. De los resultados obtenidos se evidencia que es más relevante tomar en consideración las visitas nuevas para este caso, en donde la mayor parte de los medios digitales de impacto son las redes sociales pagadas, el display y el tráfico directo. Esta investigación contribuye en la identificación de las principales fuentes de tráfico en el sitio web, donde se busca atraer visitas nuevas y recurrentes, pero de calidad.

*Palabras clave: Analítica Web, Rendimiento de Tráfico Web, Modelo de Profundidad, Modelo de Visitas Nuevas.*

*Keywords: Web Analytics, Web Traffic Performance, In-Depth Model, New Visitors Model.*

## **Introducción: La Analítica Web**

Originalmente la Analítica Web o Web Analytics fue desarrollada para el mundo comercial, utilizada para el control de calidad de los sitios web comerciales y con el propósito de tomar mejores decisiones estratégicas (Welling & White, 2006) (Gillaspy, 2005; Phippen, et al., 2004). El sector comercial ha utilizado la analítica web para el estudio del comportamiento de los usuarios en línea y así determinar rápidamente la eficacia de sus espacios virtuales (Fagan, 2014).

Los usuarios están interactuando con mayor frecuencia con las empresas a través de canales digitales, los vendedores han descubierto la necesidad de realizar un seguimiento de estas interacciones y medir su rendimiento (Chaffey & Patrón, 2012). Para ello, las empresas deben adoptar el Web Analytics (WA), definida como “la medición, recopilación, análisis y reporte de datos de internet para los efectos de la comprensión y la optimización del uso de la web” (Web Analytics Association, 2008).

En un estudio realizado recientemente (Järvinen & Karjaluoto, 2015) se define al WA como una herramienta que recoge datos de navegación con respecto a la fuente de tráfico de la página web (el correo electrónico, los motores de búsqueda, anuncios gráficos, vínculos sociales entre otros), rutas de navegación, y el comportamiento de los visitantes al sitio web. Los datos de WA se utilizan para entender el comportamiento del cliente en línea, para medir las respuestas de los clientes frente a estímulos, optimizar los elementos de marketing digital y tomar acciones que generen beneficios para la empresa (Nakatani & Chuang, 2011).

La Web Analytic es utilizada por más del 60% de los 10 millones de los mejores sitios web más populares en todo el mundo (Encuestas Tecnología Web, 2014). El alto valor de los datos que produce el WA y la alta tasa de adopción es impulsada por el hecho de que algunas herramientas como Google Analytics, pueden ser adquiridos y utilizados de forma gratuita (Järvinen & Karjaluoto, 2015). Por tales razones la pregunta del presente estudio es *¿Cuál es el mejor rendimiento de tráfico de un sitio web de un programa académico en una escuela de negocios para graduados latinoamericana?*

## Rendimiento del Tráfico Web

Hay tres enfoques para medir el tráfico del sitio Web. El primero consiste en cuestionar a los usuarios de internet sobre su uso. Este enfoque es bueno para la evaluación de las actitudes de los usuarios hacia los sitios web, el reconocimiento de marca de los sitios web, o cuestiones similares. El segundo, mide la actividad automáticamente, ya sea en el lado del servidor (el registro del servidor web) o del cliente (monitoreo PC). El tercer enfoque, consiste en registrar el servidor, y logra medir a gran escala, para ello, un grupo de usuarios de internet se instalan un programa que monitorea y registra todas sus actividades en las PCs que utilizan para acceder a Internet (Alpar, Porembski, & Pickerodt, 2001).

Asimismo, existen tres conceptos que contribuyen a la comprensión del análisis de tráfico web: *Medición estratégica del rendimiento, análisis de investigación de internet en marketing y gestión de la relación con los clientes* (Wilson, 2005).

La evaluación del rendimiento de un sitio web dependerá de los objetivos para los cuales fue desarrollado el sitio. El rendimiento de un sitio web corporativo ayuda a una empresa a alcanzar sus objetivos de negocios (Welling & White, 2006). La comprensión de las fuentes de tráfico de un portal indica la capacidad de los motores de búsqueda para identificar la importancia de los sitios web de las organizaciones, y revelar las características de los usuarios leales (Khoo, et al., 2008).

La Web Analytics generalmente clasifica las fuentes de tráfico en tres categorías: el tráfico de marcadores o URL escritas, motores de búsqueda y sitios web de referencia externos. Estudios anteriores han encontrado que los elementos temporales como las horas pico, las estaciones y las vacaciones pueden influir en el tráfico y también en la dinámica de las personas en un sitio web (Wang, et al., 2011). Una condición necesaria pero no suficiente para el éxito en el ciberespacio es el tráfico web (Nikolaeva, 2005). En otros casos, (Rajgopal, Venkatachalam, & Kotha, 2003) se muestra que además de ser un indicador de ingresos futuros, la relevancia del tráfico se basa en la capacidad de construir una red de afiliados, atraer atención, y aumentar el tamaño de la empresa.

## Herramientas para el Rendimiento del Tráfico Web

Si bien una investigación realizada (Vaughan & Yang, 2013) menciona tres herramientas para medir el tráfico web: *Alexa*, *Compete* y *Google trends* (actualmente *Google Analytics*), actualmente se cuenta con más herramientas que se pueden comparar (ver Tabla N° 1). Alexa es la más grande fuente de datos de tráfico de libre disposición al público mientras Compete es parcialmente libre (algunos tipos de datos son gratuitos, mientras que otros son en base a una tarifa). Google Trends para sitios web, lanzado en junio de 2008 (Pittman, 2008), era libre, pero en septiembre de 2012 dejó de ser gratuito (Matías, 2012).

Actualmente una herramienta popular de Web Analytics es Google Analytics y algunas de las características esenciales son: fácil navegación, resúmenes visualizados y la forma de capturar datos. Desde 2006 Google Analytics ha sido reportado como una herramienta de Web Analytics favorable (Fang, 2007). Google Analytics tiene un enfoque de “recopilación de datos del cliente”, basado en la técnica de la página-etiquetado que incorpora una línea de código JavaScript en el pie de cada página en el sitio web (Wang, et al., 2011). Asimismo, es una herramienta gratuita, utilizada como una herramienta de análisis web que en combinación con series de tiempo, genera estadísticas detalladas sobre la página web, las visitas a una página web y las fuentes de tráfico (Plaza, 2009).

Existen dos métodos para recolectar información: *Páginas etiquetadas*, que son etiquetas de identificación en una o más páginas del sitio web. La información del visitante se envía a un software libre recogiendo esta información para su análisis posterior. *Uso de los archivos de registro del servidor web*, que es la recolección de gran cantidad de información de eventos de cada uno de los visitantes sin necesidad de usar servicios externos. Dada la gran cantidad de información, el análisis puede ser lento y engorroso (Pakkalaa, Presserb, & Christensen, 2012).

El uso del Google Analytics permite al propietario de la página web conocer cómo los visitantes encontraron el sitio web y hasta cómo interactúan con él. Logrando comparar el comportamiento de los visitantes remitidos por motor de búsqueda, sitios de referencia, correo electrónico y visitas directas con respecto a las visitas nuevas o recurrentes (Plaza, 2009).

Dada la gran cantidad de información generada por el tráfico web, requiere para su medición el uso de herramientas tales como Google Analytics, Yahoo Analytics, Alexa y entre otros, que no solo permiten medir el tráfico web sino también se puede utilizar como una herramienta para la investigación y estudios de mercado.

Las herramientas principalmente empleadas en estudios previos sobre rendimiento de tráfico web son Google Analytics, Yahoo Analytics, Alexa, Compete y Google Trends.

**Tabla 1. Indicadores de Rendimiento según Herramientas de Tráfico Web.**

| Herramientas     | Indicadores   |
|------------------|---|
| Google Analytics | Visitantes, Visitas, Páginas vistas, Promedio de tiempo en el sitio, Porcentaje de rebote, porcentaje de visitantes nuevos  |
| Yahoo Analytics  | Páginas vistas, ruta de visita, longitud de visita, datos demográficos, visitantes nuevos   |
| Alexa            | Visitantes únicos diarios, número de páginas vistas   |
| Compete          | Visitantes únicos   |
| Google Trends    | Volumen de tráfico, interés de búsqueda de un tema específico a lo largo del tiempo, interés geográfico, búsquedas relacionadas y los compara con otros sitios web. |

Fuente: Google Analytics, Yahoo Analytics, Alexa, Compete y Google Trends

Elaboración: Propia.

## Indicadores de Rendimiento del Tráfico Web

De acuerdo con la Web Analytics Association (WAA), la Web Analytics es la medición, recopilación, análisis y reporte de datos de Internet a los efectos de la comprensión y la optimización de uso de la web. Asimismo, la medición de tráfico web se realiza mediante el análisis de métricas web. Las entidades más representativas en el análisis de métricas web son: Comité de la Industria de Estándares Web (JICWEBS)/Oficina de Auditoría de Circulaciones electrónico, Reino Unido y Europa (ABCe), La Web Analytics Association, EE. UU (WAA) y en menor medida el Interactive Advertising Bureau (IAB) (Dragoş, 2011).

Existen una variedad de indicadores que pueden medir y reflejar el tráfico en los sitios web (Alpar, Porembski, & Pickerodt, 2001) Algunos indicadores web comúnmente adoptadas incluyen: visitas a la página, visitas, el tiempo y la fecha de cada visita, la ubicación geográfica de su dirección IP, fuentes de tráfico, páginas de destino, páginas vistas, entre otros (Alpar, Porembski & Pickerodt, 2001; Khoo, et al., 2008).

El rendimiento del sitio web se encuentra directamente relacionado con una tasa alta de rebote (medida de la calidad de la visita), indicando que la página del sitio web no es relevante para los visitantes (Pakkalaa, Presserb, & Christensen, 2012). El volumen del tráfico se basa en la variedad de fuentes por consiguiente el tráfico web se puede utilizar como indicador de calidad académica y desempeño del negocio (Vaughan & Yang, 2013).

**Tabla 2. Indicadores de Rendimiento del Tráfico Web**

| <b>Variables</b>                      | <b>Descripción</b>  |
|---------------------------------------|---|
| Visita                                | Número de sesiones o visitas  |
| Usuarios                              | Número de usuarios  |
| Páginas Vistas                        | Número de páginas vistas dentro del sitio web.  |
| Profundidad de la visita              | Páginas vistas/número de sesiones: es una medida de calidad de la visita, una gran cantidad de páginas vistas indica que los visitantes interactúan ampliamente con el sitio web.   |
| Duración promedio por sesión          | Duración promedio por sesión de los usuarios en el sitio.   |
| % Ratio de rebote                     | Porcentaje de rebote: es el porcentaje de visitas que llegan a un sitio y lo dejan sin continuar a otras subpáginas.  |
| % Nuevas sesiones                     | % de nuevas sesiones  |
| Búsqueda pagada                       | Número de sesiones por búsqueda pagada.   |
| Búsqueda orgánica – Motor de búsqueda | Número de sesiones por búsqueda orgánica (motor de búsqueda): Las palabras clave nos indican qué tipo de información busca el visitante.  |
| Tráfico directo (fuente de tráfico)   | Número de sesiones por búsqueda - visita directa: Visitas de personas que han hecho click en un marcador (bookmark) conocido como favoritos que son páginas web que hemos almacenado en nuestro buscador o que escribieron directamente el URL de la página web, o lo tenía como página de inicio). |
| Visitas referidas                     | Número de sesiones por visitas referidas (links de otras páginas): Visitas de personas que dan clic al enlace de la página web por medio de otro sitio web.   |
| Display                               | Número de sesiones por display (anuncio publicitario).  |
| Email                                 | Número de sesiones que vienen de un email.  |
| Social net Works                      | Número de sesiones que vienen de las redes sociales.  |
| Nuevas visitas                        | Nuevas visitas: Un alto número de nuevos visitantes indica un reclutamiento alto de visitantes.   |
| Visitas que retornan                  | Visitas que retornan: Un alto número de visitantes que regresan indica que el contenido del sitio web es relevante y atractivo para el visitante.   |
| Visitantes Únicos                     | Número estimado de personas que visitan el sitio.   |

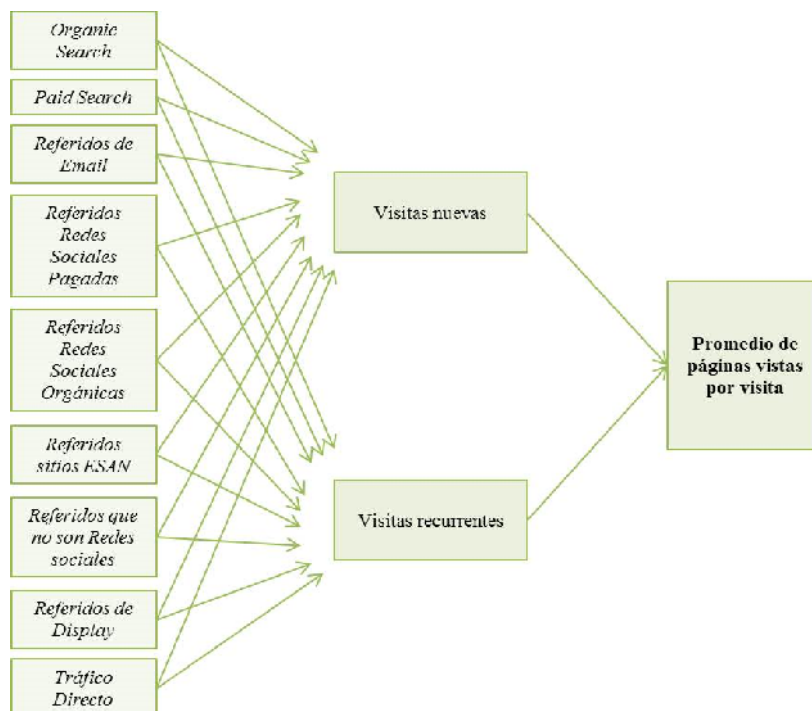
Elaboración: Propia.

## **Modelo de Investigación**

El modelo principal es planteado para estudiar el sitio web de un programa de postgrado de una escuela de negocios latinoamericana en función del tráfico y calidad de la visita a través de las fuentes de tráfico. El comportamiento de los visitantes es remitido desde las fuentes de tráfico capturadas con la herramienta Google Analytics: Organic Search, Paid Search, referidos de redes sociales pagadas, referidos de redes sociales orgánicos, referidos a sitios de la escuela de negocios,

referidos que no son redes sociales, tráfico directo, Email y Display, que permitirá comprender la manera de mejorar el contenido y diseño del sitio web.

**Figura 1. Modelo General de Rendimiento de Tráfico Web**



Elaboración: Propia.

Se decidió desagregar el modelo principal en 3 sub-modelos (modelo de profundidad, modelo de tráfico de visitas nuevas y modelo de tráfico de visitas recurrentes) y un modelo anexo llamado modelo de rebote. Para cada una de ellas existen diversas hipótesis dicho por los autores que han realizado investigaciones de tráfico web.

**Figura 2. Modelo de Rendimiento de Tráfico Web – De Profundidad**



Elaboración: Propia.

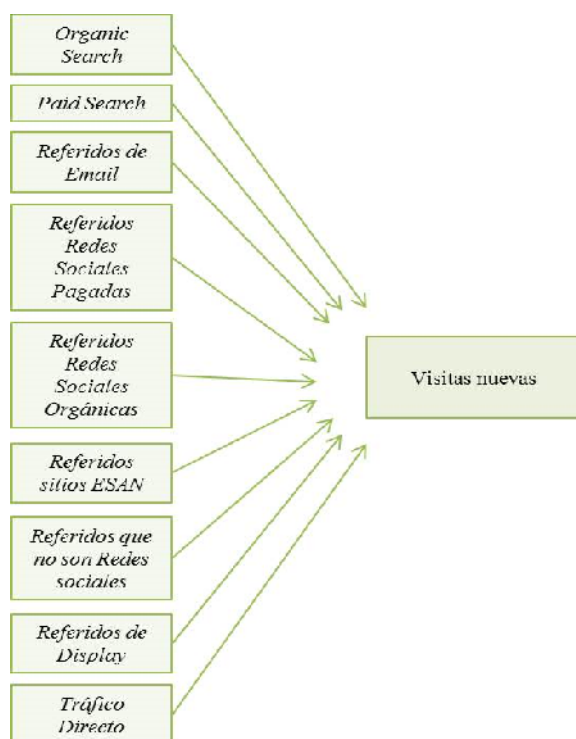
En un estudio realizado (Plaza, 2009), se encuentra que el número de páginas por entrada creció más por cada visita recurrentes, mientras que el efecto de las nuevas visitas es nulo. Es decir que las visitas recurrentes son el motor principal para nutrir la duración de la sesión.

Asimismo (Budd B. Q., 2012) menciona que las visitas recurrentes son una medida de retención que genera un mayor número de veces que una página es vista en comparación con las nuevas visitas. Por lo expuesto se pone a prueba lo mencionado por ambos autores:

**H1:** “Se considera que el efecto de las visitas recurrentes son el principal motor para aumentar el promedio de páginas vistas por visita”.

Si bien un hallazgo previo (Plaza, 2009) estudia las visitas recurrentes, y revisando que otros autores no hayan estudiado directamente las visitas nuevas, se menciona que existe una relación como con las visitas recurrentes. Es por esta razón que, para probar la efectividad del modelo de visitas nuevas, se considera el siguiente modelo con las siguientes hipótesis.

**Figura 4. Modelo de Rendimiento de Tráfico Web - De Visitas Nuevas**



Elaboración: Propia.

**H2:** “Se considera que las visitas referidas por Display son más eficaces que el tráfico directo para la generación de visitas nuevas al sitio web del programa de postgrado”.



**H3:** “Se considera que las visitas referidas por Redes Sociales Pagadas son más eficaces que el tráfico directo para la generación de visitas nuevas al sitio web del programa de postgrado”.

**H4:** “Se considera que las visitas referidas por Display son más eficaces que Paid Search para la generación de visitas nuevas al sitio web del programa de postgrado”.

**H5:** “Se considera que las visitas referidas por Redes Sociales Pagadas son más eficaces que Paid Search para la generación de visitas nuevas al sitio web del programa de postgrado”.

**H6:** “Se considera que las visitas por Paid Search son más eficaces que Tráfico Directo para la generación de visitas nuevas al sitio web del programa de postgrado”.

## **Metodología de Investigación**

### **Diseño de la investigación**

El diseño de la presente investigación es no experimental longitudinal, debido al uso de data sin manipulación deliberada de variables y en los que solo se observan los fenómenos en su ambiente natural para después analizarlos.

Una **Investigación no experimental longitudinal**, está basada en estudios que recaban datos en distintos puntos del tiempo, para inferir acerca de la evolución, sus causas y sus efectos. Para el estudio se emplea el **diseño de tendencia** (*trend*) que analizan cambios a través del tiempo (en categorías, conceptos, variables o sus relaciones), dentro de alguna población en general. Se distinguen porque la atención se centra en la población. (Sampieri, Fernández, & Baptista, 2013).

Siendo así, se busca analizar cambios en la fuente de tráfico web para la elección de un programa de postgrado en los visitantes. Dicha elección de fuentes de tráfico se mide diariamente, para efectos de esta investigación se ha tomado desde mayo 2013 hasta mayo 2015, con ello se examina su evolución a lo largo de este periodo.

En el siguiente estudio se puede observar o medir toda la población de visitantes, se toma una muestra cada vez que se observen o midan las variables o las relaciones entre estas.

Es importante señalar que los participantes del estudio no son los mismos, pero la población sí. Los visitantes del sitio web del programa de postgrado cambian con el transcurrir del tiempo, pero siempre hay una población de nuevos visitantes que son visitantes potenciales a ser nuevos estudiantes de posgrado en la escuela de negocios.

## Muestreo y variables

Para determinar la muestra de esta investigación se requiere previamente establecer la unidad de análisis y delimitar la población.

La Unidad de análisis son los visitantes que han visitado el sitio web de la Escuela de Negocios, quedando la población delimitada como los visitantes que han visitado el sitio web del programa de postgrado de dicha escuela de negocios durante un periodo determinado.

La muestra analizada consiste en los visitantes que han visitado el sitio web del programa de postgrado en el periodo 2013-2015 con la finalidad de determinar las principales fuentes de tráfico (pagada y no pagada) que generan mayor tráfico a la página y de calidad. La base de datos de 4106 observaciones fue generada a través de la herramienta Google Analytics.

**Tabla 3. Estadísticas de las principales variables**

| Indicadores | Page views | Prom Pag Vistas x Visita | Prom Session Duration segundos | Prom de Bounce Rate | Nuevas Visitas | Visitas que Retoman | Visitas de Rebote | Prom De Nuevas Visitas | Prom Visitas que Retoman |
|-------------|------------|--------------------------|--------------------------------|---------------------|----------------|---------------------|-------------------|------------------------|--------------------------|
| Media       | 1591       | 2.02                     | 125                            | 58%                 | 446            | 407                 | 543               | 50%                    | 50%                      |
| Mediana     | 1326       | 2.04                     | 127                            | 57%                 | 299            | 329                 | 391               | 49%                    | 51%                      |
| Mínimo      | 214        | 1.47                     | 55                             | 34%                 | 48             | 42                  | 43                | 39%                    | 32%                      |
| Máximo      | 4106       | 2.82                     | 205                            | 78%                 | 1835           | 1073                | 1959              | 68%                    | 61%                      |

Fuente: Google Analytics

Elaboración: Propia.

La investigación se centra en un caso particular, la maestría de marketing ya que presenta un comportamiento regular en los últimos años el cual se ha dado con frecuencia, caracterizándose esta maestría por no tener tanta divergencia a comparación de otros programas.

Las variables analizadas corresponden al mismo periodo, permitiendo conocer mejor el comportamiento del usuario en línea y determinar las fuentes de tráfico y sus relaciones.

**Tabla 4. Relación entre Variables de Rendimiento de un sitio Web**

| Variable                              |  | Definición  | Relación  |
|---------------------------------------|--|---|---|
| Promedio de páginas vistas por visita |  | Número promedio de páginas vistas a la cual accede un grupo de visitantes durante una visita o sesión. El indicador es Número, de Páginas vistas/ Número de visitas totales.  | Variable relacionada con la profundidad de visita, siendo una medida de calidad de la visita, ya que una gran cantidad de páginas vistas indica que los visitantes interactúan extensamente con el sitio web. |
| Sesiones visitas                      |  | Número total de sesiones o visitas a un sitio web. Un visitante puede entrar al sitio web, abandonarlo y después volver, contabilizándose como dos visitas.   |   |
| Páginas vistas                        |  | Número de páginas que ven los visitantes dentro del sitio web en sus visitas.   | Variable relacionada con la eficiencia de la página web.  |
| Nuevas visitas                        |  | Número de visitantes que nunca han visitado el sitio web. Y entran por única vez en un periodo determinado.   | Un alto número de nuevos visitantes indica un reclutamiento alto de visitantes.   |
| Visitas recurrentes                   |  | Número de visitas que regresan al sitio web.  | Variable relacionada con la lealtad de los visitantes y la eficiencia de retención de un sitio web, indicando que el contenido del sitio web es relevante y atractivo para el visitante.                      |
| Visita Directa (Tráfico Directo)      |  | Número de visitas por búsqueda directa. Consiste en la visita de personas que han escrito directamente la URL o han hecho click en un marcador.   | Variable relacionada con la eficacia del awareness de la página del sitio web, que consiste en hacer que el público objetivo tome mayor conciencia de la página web.  |
| Visitas Referidas                     | Referidos de Email (Correo Electrónico)              | Número de Visitas que provienen del email, comprende una comunicación a través de mensajes por correo electrónico) ofreciendo un modelo alternativo para ponerse en contacto de una forma menos invasiva, considerado una forma de comunicación retardada menos intrusiva |   |
|                                       | Referidas Redes sociales pagadas                     | Número de visitas que provienen de las redes sociales pagadas.  |   |
|                                       | Referidas Redes Sociales orgánicas                   | Número de visitas que provienen de las redes sociales orgánicas.  |   |
|                                       | Visitas Referidas por Sitio Web                      | Número de visitas de personas que provienen de la página principal  |   |
|                                       | Referidos (No redes sociales)                        | Número de sesiones por visitas referidas (links de otras páginas que no sean redes sociales).   |   |
|                                       | Referidos de Display                                 | Número de visitas por Display (anuncio publicitario)  |   |
| Motores de Búsqueda                   | Paid Search (Búsqueda Pagada)                        | Número de visitas por búsqueda pagada   |   |
|                                       | Organic Search (Búsqueda Orgánica-Motor de búsqueda) | Número de visitas por búsqueda orgánica, donde palabras clave indican que información busca el visitante.   | Variable relacionada con el éxito del sitio web, ya que mientras más visitantes visitan al sitio web a través de la búsqueda por motores más popular es el sitio web.   |

Elaboración: Propia

## Técnicas y Procedimiento

El modelo planteado para el siguiente estudio es el Análisis de Regresión en datos temporales, considerándose Modelos de Series de tiempo tipo ARMA (Auto-Regresivo de Media Móvil) como Modelos de Regresión Múltiple. El **Proceso Auto-Regresivo de Media Móvil**

**ARMA (p, q)**, es una extensión natural de los Modelos Auto-Regresivos **AR(p)** y de Medias Móviles **MA(q)** (Pérez, 2012). Se representa por la ecuación:  $Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + u_t - v_1 u_{t-1} - v_2 u_{t-2} - \dots - v_q u_{t-q}$ , que puede expresarse de la forma:  $Y_t - \varphi_1 Y_{t-1} - \varphi_2 Y_{t-2} - \dots - \varphi_p Y_{t-p} = u_t - v_1 u_{t-1} - v_2 u_{t-2} - \dots - v_q u_{t-q}$ , o sea:  $(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p) Y_t = (1 - v_1 B - v_2 B^2 - \dots - v_q B^q) u_t$ . Por lo tanto, el proceso ARMA es estacionario si lo es su componente Auto-Regresivo, y es invertible si lo es su componente de Medias Móviles. En consecuencia, se dice que un modelo ARMA (p, q) es invertible si las raíces del polinomio en B definido mediante  $1 - v_1 B - v_2 B^2 - \dots - v_q B^q$  caen fuera del círculo unidad. Esta condición es equivalente a que las raíces de la ecuación  $y^q - v_1 y^{q-1} - v_2 y^{q-2} - \dots - v_{q-1} y - v_q = 0$  sean todas inferiores a uno en módulo. Asimismo, un modelo ARMA (p, q) es estacionario si las raíces del polinomio definido por  $1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p$  caen fuera del círculo unidad. Esta condición es equivalente a que las raíces de la ecuación:  $y^p - \varphi_1 y^{p-1} - \varphi_2 y^{p-2} - \dots - \varphi_{p-1} y - \varphi_p = 0$  sean todas inferiores a uno en módulo.

En las investigaciones de tráfico web se encontraron autores que han aplicado los modelos mencionados, como el caso de Plaza (2011) que realiza la medición del rendimiento de los sitios web de turismo y el caso de Budd (2013) que aplica estos modelos para medir rendimiento de un sitio web en una red social y analiza la eficacia de las fuentes de tráfico.

El procedimiento metodológico consta de los siguientes pasos: (1) Los datos que se usaran debe cumplir la normalidad (2) los datos deben ser estacionarios; los cumplimientos de estos requisitos iniciales permiten trabajar los datos con el modelo de regresión de datos temporales. (3) Se aplica el análisis de regresión y para modelar mejor los errores es que se trabaja con los modelos ARMA, donde se generan las variables más significativas que explican los conceptos a medir, (4) se generan los test de validación del modelo: Test de Autocorrelación de Breusch Godfrey, Test de Heteroscedasticidad de White y el Test de Normalidad de Jarque-Bera; esto último valida si el modelo es correcto para utilizar sus resultados.

## Resultados

Los datos cumplieron los supuestos iniciales de Normalidad y Estacionariedad descritos, por lo que esta parte se enfoca en los modelos y las hipótesis planteadas.

### Modelo de Rendimiento de Tráfico Web - Profundidad

El primer modelo mide los cambios en las nuevas visitas y visitas recurrentes al sitio web impacta en el número promedio de páginas vistas por visita (profundidad).

| Variable                                   | Coefficient | Coefficient Beta      | Std. Error     | t-Statistic | Prob.  |
|--|-------------|-----------------------|----------------|-------------|--------|
| C  | 2.3415      |                       | 0.0870         | 26.9098     | 0.0000 |
| NUEVAS_VISITAS                             | -0.0002     | -0.2768               | 0.0001         | -2.1010     | 0.0393 |
| VISITAS_RECURRENTE                         | -0.0005     | -0.4444               | 0.0002         | -2.8679     | 0.0055 |
| AR(1)                                      | 0.8946      |                       | 0.1002         | 8.9319      | 0.0000 |
| MA(1)                                      | -0.5836     |                       | 0.1689         | -3.4547     | 0.0009 |
| R-squared                                  | 0.744344    | Mean dependent var    | 2.017886       |             |        |
| Adjusted R-squared                         | 0.729523    | S.D. dependent var    | 0.286418       |             |        |
| S.E. of regression                         | 0.148959    | Akaike info criterion | -0.905117      |             |        |
| Sum squared resid                          | 1.531022    | Schwarz criterion     | -0.749437      |             |        |
| Log likelihood                             | 38.48934    | Hannan-Quinn criter.  | -0.843015      |             |        |
| F-statistic                                | 50.22336    | Durbin-Watson stat    | 1.907664       |             |        |
| Prob(F-statistic)                          | 0           |                       |                |             |        |
| Inverted AR Roots                          | 0.89        |                       |                |             |        |
| Inverted MA Roots                          | 0.58        |                       |                |             |        |
| Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test | F-statistic | 0.020987              | Prob. F(1,68)  | 0.8852      |        |
| White heterocedasticity Test               | F-statistic | 0.445046              | Prob. F(20,53) | 0.9754      |        |
| Jarque bera Test                           |             | 29.71058              | Probability    | 0           |        |

Fuente: Eviews 8

Elaboración: Propia.

Las raíces MA y AR que se generó fue de 0.89 y 058 (menores a 1) e indican un modelo ARMA estacionario, el proceso es invertible por lo que permite la interpretación de los resultados. Las nuevas visitas y visitas recurrentes muestran efectos significativos sobre el número promedio de páginas por visitas siendo el de mayor impacto las visitas de retorno (Valor absoluto del coeficiente beta=0.44 mayor que el 0.27 de las nuevas Visitas). Ambos tipos de visitas disminuyen el promedio páginas vistas por visita por debajo de 2.34, por lo tanto, las visitas recurrentes recorren menos páginas en promedio, por lo tanto, la visita recurrente es menos profunda que la visita nueva.

El modelo ajustó los errores con un modelo ARMA (1,1). El coeficiente de determinación ajustado del modelo indica que el 73% de la variabilidad de los datos es explicado por el modelo.

El test de Breusch Godfrey que prueba en su hipótesis nula que no existe autocorrelacion serial en los residuos y siendo que su probabilidad es mayor a 0.05 indica que se acepta la hipótesis, por lo tanto, no existe autocorrelacion. El test de White que prueba en su hipótesis nula la homoscedasticidad en los residuos y siendo que su probabilidad es mayor a 0.05 se acepta la hipótesis nula con lo cual los residuos son homoscedasticos. El test de Jarque-Bera que prueba en su hipótesis nula la normalidad de los residuos y siendo su probabilidad es menor a 0.05 se rechaza la hipótesis nula por lo tanto no existe normalidad en los residuos. Por lo expuesto se rechaza la hipótesis **H1** de “Se considera que el efecto de las visitas recurrentes son el principal motor para aumentar el promedio de páginas vistas por visita”.

## Modelo de Rendimiento de Tráfico Web - De Visitas Nuevas

La siguiente regresión prueba el impacto de que fuente de tráfico se genera mayores visitas nuevas. Las redes sociales pagadas son las que genera mayor impacto en este tipo de visitas, el display y tráfico directo en segundo orden y Paid Search es el que menos impacta.

| Variable                                   | Coefficient | Coefficient Bet | Std. Error            | t-Statistic | Prob. |
|--|-------------|-----------------|-----------------------|-------------|-------|
| PAID_SEARCH                                | -0.506      | -0.108          | 0.238                 | -2.124      | 0.038 |
| REFERIDOS REDES SOCIALES PAGADAS           | 0.877       | 0.687           | 0.058                 | 15.209      | 0.000 |
| REFERIDOS DISPLAY                          | 1.004       | 0.217           | 0.203                 | 4.951       | 0.000 |
| TRAFICO DIRECTO                            | 2.150       | 0.195           | 0.369                 | 5.830       | 0.000 |
| DUMMY_11_14                                | 712.161     |                 | 55.678                | 12.791      | 0.000 |
| DUMMY_16_14                                | 526.364     |                 | 77.156                | 6.822       | 0.000 |
| DUMMY_17_14                                | 500.755     |                 | 76.742                | 6.525       | 0.000 |
| AR(1)                                      | 0.787       |                 | 0.104                 | 7.578       | 0.000 |
| MA(2)                                      | -0.549      |                 | 0.141                 | -3.888      | 0.000 |
| R-squared                                  | 0.960472    |                 | Mean dependent var    | 450.3562    |       |
| Adjusted R-squared                         | 0.955531    |                 | S.D. dependent var    | 344.7755    |       |
| S.E. of regression                         | 72.70515    |                 | Akaike info criterion | 11.5257     |       |
| Sum squared resid                          | 338306.5    |                 | Schwarz criterion     | 11.80809    |       |
| Log likelihood                             | -411.6881   |                 | Hannan-Quinn criter.  | 11.63824    |       |
| Durbin-Watson stat                         | 1.852178    |                 |                       |             |       |
| Inverted AR Roots                          | 0.79        |                 |                       |             |       |
| Inverted MA Roots                          | 0.74        | -0.74           |                       |             |       |
| Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test | F-statistic | 0.7689          | Prob. F(1,63)         | 0.3839      |       |
| White heterocedasticiy Test                | F-statistic | 2.3054          | Prob. F(45,27)        | 0.0116      |       |
| Jarque bera Test                           |             | 34.4290         |                       | 0.0000      |       |

Fuente: Eviews 8

Elaboración: Propia.

Las raíces invertidas del AR y MA menores a 1 permiten interpretar los resultados. Las fuentes de Redes Sociales pagadas, el display y el tráfico directo traen efectos positivos sobre las

nuevas visitas, pero el Paid Search logra un efecto negativo lo que sería perjudicial para las nuevas visitas. Además, para tratar los residuos se aplica un modelo ARMA (1,2) y se incluyen variables dummy que permiten controlar los outliers en las semanas 11, 16 y 17 del año 2014.

El test de Breusch Godfrey que prueba en su hipótesis nula que no existe autocorrelación serial en los residuos y siendo que su probabilidad es mayor a 0.05 indica que se acepta la hipótesis, por lo tanto, no existe autocorrelación. El test de White que prueba en su hipótesis nula la homoscedasticidad en los residuos y siendo que su probabilidad es menor a 0.05 se rechaza la hipótesis nula con lo cual los residuos son heteroscedásticos. El test de Jarque-Bera que prueba en su hipótesis nula la normalidad de los residuos y siendo su probabilidad es menor a 0.05 se rechaza la hipótesis nula por lo tanto no existe normalidad en los residuos. Por consiguiente de los resultados obtenidos las **H2, H3, H4, H5** se soportan, mientras que solo **H6** se rechaza.

## Discusión

Esta investigación contribuye en la identificación de las principales fuentes de tráfico en el sitio web, donde se busca atraer visitas nuevas y recurrentes, pero de calidad. Según el estudio realizado para la generación de visitas nuevas se prioriza el uso de las Redes Sociales Pagadas, tráfico directo y display. Para obtener visitas de calidad y evitar visitas de rebote no se deberá utilizar las Redes Sociales Pagadas ya que estas generan tráfico, pero de mala calidad.

Como principales limitaciones en el desarrollo de la investigación se tiene, en primer lugar, la falta de desagregación de la información de indicadores claves de rendimiento por cada fuente de tráfico y en segundo lugar que el tráfico solo se analiza para una universidad con lo cual hay que tener cautela con la generalización de los resultados. Por lo tanto, la importancia de la presente investigación reside en determinar el rendimiento de las fuentes de tráfico mediante la aplicación de la metodología probada para la obtención de los resultados.

Asimismo, la unidad de análisis de la investigación se ha centrado en un programa de postgrado específico, por lo que para una agenda futura se sugiere repetir el experimento con otros

sitios web de los programas de postgrado, para conocer con mayor precisión la eficacia de las diferentes fuentes de tráfico y así comparar los diversos resultados obtenidos de otros estudios. Con lo cual las instituciones académicas al introducir estos análisis web transformarían su estrategia, logrando mejorar el rendimiento y efectividad de su sitio web.

## **Conclusiones**

A lo largo de los últimos dos años ha quedado demostrado que la visita recurrente tiene menor impacto en la profundidad de visita a la página del programa de postgrado, reflejando que el comportamiento del visitante recurrente es buscar una información puntual en su visita y no realizar más exploraciones. Sin embargo, el objetivo de un sitio web es atraer a nuevos usuarios (vistas nuevas) para que conozcan el sitio (aumento de profundidad de visita), y posteriormente retornen, lo cual demostraría que la página visitada ha cumplido con la expectativa del usuario.

Durante el periodo de análisis de la investigación del sitio web del programa de postgrado queda evidenciado que para incrementar la generación de mayor tráfico de visitas nuevas (número de usuarios que visitan la página por primera vez), se deberá priorizar el uso de las visitas referidas tales como Redes Sociales Pagadas y Display ya que impactan positivamente a las visitas nuevas, seguidos por tráfico directo. Caso contrario sucede con el Paid Search.

Los resultados confirman el comportamiento del usuario en línea, el cual hace uso mayor de las redes sociales para buscar un tema de interés y luego visitar por primera vez la página del sitio web requerido, siendo este un buen indicador de promoción del sitio web que permite atraer más visitantes, lo mismo sucede, pero en menor grado con el display (anuncios online) debido a que el usuario visualiza estos anuncios y a través de ellos visitan el sitio web (Vélez & Pagán, 2011).

Por lo tanto, se considera al Display una fuente más eficaz que el tráfico directo ya que al ser un anuncio online es más accesible y por ende más factible de que el usuario lo visualice durante su sesión llamando así su atención para posteriormente realizar la visita al sitio web. Con una campaña de Display se incrementa potencialmente la visibilidad, estando presente en muchos sitios



web A comparación del tráfico directo que se da solo cuando los visitantes llegan al sitio web escribiendo el URL directamente, para lo cual deben tener conocimiento previo del sitio web del Programa de Postgrado. Cabe destacar que, según los resultados obtenidos del análisis realizado, no se debería considerar al Paid Search ya que esta fuente de tráfico no genera visitas nuevas.

## Referencias

- Alpar, P., Porembski, M., & Pickerodt, S. (2001). Measuring the Efficiency of Web Site Traffic Generation. *International Journal of Electronic Commerce*, 6(1), 53-74.
- Budd, B. Q. (2012). Source engine marketing: A preliminary empirical analysis of web search data. *Journal of Management and Marketing Research*, 11, 1.
- Chaffey, D., & Patrón, M. (2012). From web analytics to digital marketing optimization: Increasing the commercial value of digital analytics. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, 14(1), 30-45.
- Dragoş, S. (2011). Why Google Analytics cannot be used for educational web content. In Next Generation Web Services Practices (NWeSP). *7th International Conference on IEEE.*, 113-118.
- Engle, R. (2001). The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *The Journal of Economic Perspectives*, GARCH 101,15(4), 157–168. Obtenido de Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2696523>
- Eouzan, G. (2013). *Marketing web: Definir, implementar y optimizar nuestra estrategia 2.0*. Barcelona: ENI.
- Fagan, J. C. (2014). The Suitability of Web Analytics Key Performance Indicators in the Academic Library Environment. *The Journal of Academic Librarianship*, 40(1), 25-34.
- Fang, W. (2007). Using Google analytics for improving library web site content and design: a case study. *Library Philosophy and Practice*, 9(2), 22.
- González, J. (2011). *Estrategia online: Análisis de resultados: Cómo analizar los resultados de la estrategia online de la empresa*. Escuela de Negocios y Dirección. José Antonio Gonzales García.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría*. Mexico: McGraw-Hill Interamericana.
- Järvinen, J., & Karjaluoto, H. (2015). The use of Web analytics for digital marketing performance measurement. *Industrial Marketing Management*, 11.
- Johnston, J., & Dinardo, J. (2001). *Métodos de econometría*. España: Vicens Vives.
- Lewis, M., White, N., & Stein, R. (2012). A linear ordering approach to path analysis of web site traffic. *Infor*, 50(4), 186.
- Marrón, M., & Díaz, M. (2014). *Econometría*. España: Pirámide.
- Matías, Y. (2012). More spring cleaning. Retrieved from: <http://googleblog.blogspot.ca/2012/09/more-spring-cleaning.html#!/2012/09/more-spring-cleaning.html>.
- Moral, P., Gonzalez, P., & Plaza, B. (2014). Methodologies for monitoring website performance: Assessing the effectiveness of AdWords campaigns on a tourist SME website. *Online Information Review*, 38(4) , 575-588.

- Nakatani, K., & Chuang, T.-T. (2011). A web analytics tool selection method: An analytical hierarchy process approach. *Internet Research, 21*(2), 171–186.
- Nikolaeva, R. (2005). Strategic determinants of web site traffic in on-line retailing. *International Journal of Electronic Commerce, 9*(4), 113-132.
- Novales, A. (1993). *Econometria* (segunda ed.). España: McGraw-Hill.
- Pakkalaa, H., Presserb, K., & Christensen, T. (2012). Using Google Analytics to measure visitor statistics: The case of food composition websites. *International Journal of Information Management, 32*(6), 504-512.
- Pérez, C. (2012). *Econometría Básica. Aplicaciones con EViews, STATA, SAS y SPSS*. (Vol. 2). Madrid, España: Garceta.
- Pittman, R. (2008). A new layer to Google trends. Retrieved from: <http://googlewebmastercentral.blogspot.ca/2008/06/new-layer-to-google-trends.html>.
- Plaza, B. (2009). Monitoring web traffic source effectiveness with Google Analytics with Google Analytics: An experiment with time series. *Aslib Proceedings, 61*(5), 474-482.
- Plaza, B. (2011). Google Analytics for measuring website performance. *Tourism Management, 32*(3), 477-481.
- Rajgopal, S., Venkatachalam, M., & Kotha, S. (2003). The value relevance of network advantages: The case of ecommerce firms. *Journal of Accounting Research, 41*(1), 135–163.
- Roman, U., Córdova, C., & Julca, C. (2005). Modelo CRM para instituciones educativas. *Revista De Investigacion De Sistemas e Informática, 2*(2), 40.
- Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2013). *Metodología de la Investigación*. México D. F: Mc Graw-Hill, 2013.
- Torres Barzabal, L. (2005). Elementos que deben contener las paginas web educativas. *Pixel-Bit, Revista de Medios y Educación, (25)*, 75.
- Vaughan, L., & Yang, R. (2013). Web traffic and organization performance measures: Relationships and data sources examined. *Journal of Informetrics, 7*(3), 699-711.
- Vélez, J., & Pagán, L. (2011). Usage statistics analysis of specialized libraries websites. *The challenges and changing roles of the Science and Technology Libraries, 14*.
- Web Analytics Association*. (Setiembre de 2008). Recuperado el 2015, de [http://www.digitalanalyticsassociation.org/File/PDF\\_standards/WebAnalyticsDefinitions.pdf](http://www.digitalanalyticsassociation.org/File/PDF_standards/WebAnalyticsDefinitions.pdf)
- Welling, R., & White, L. (2006). Web site performance measurement: promise and reality. *Managing Service Quality: An International Journal, 16*(6), 654 - 670.
- Wilson, R. (2005). Using Web Traffic Analysis for Customer Acquisition and Retention Programs in Marketing. *Services Marketing Quarterly, 26*(2), 3-7,11-15.