

A METHODOLOGY TO ESTIMATE THE OFFERED WORKLOAD TO THE ELEVATORS IN UNIANDES AND TO COMPARATIVELY EVALUATE ELEVATOR POLICIES

A. Madrigal & I. Mura
Universidad de los Andes

RESUMEN: Durante los últimos años, el número de personas en toda la universidad ha estado creciendo significativamente, lo que ha generado una mayor congestión en la utilización de los ascensores y en general de todas las instalaciones de la universidad de los Andes. Es debido a esto que la gerencia de campus ha decidido plantear un proyecto de investigación, donde se encuentren políticas y metodologías de programar los recursos de una manera óptima, especialmente para los ascensores de la universidad, ya que ha aumentado el número de quejas por las demoras generadas por los tiempos de espera para tomar los ascensores de la universidad.

ABSTRACT: In recent years, the number of people throughout the university has been growing significantly, which has led to increased congestion in the use of elevators and in general of all the facilities of the Universidad de los Andes. It is because of this that campus management has decided to put forward a research project, where policies and methodologies are found to plan resources in an optimal way, especially for university lifts, since the number of complaints Delays generated by waiting times to take the college elevators.

1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El problema particular que se desea abordar en esta tesis, es cómo evaluar programas de movimiento; que desde ahora en adelante, se entenderán como la manera en que el ascensor se mueve a través del edificio, por ejemplo evitando parar en determinados pisos o realizando movimientos particulares que se deseen evaluar; para los ascensores de los diferentes bloques de la universidad, sin necesidad de realizar la evaluación real sino tener estimaciones a priori, con el fin de verificar que las programas que se implementen efectivamente tengan un impacto positivo sobre los tiempos de desplazamiento de las personas y que no afecten poblaciones vulnerables, ni que por el contrario, generen mayor congestión.

1.1 Alcance del trabajo

El alcance de esta tesis va desde la definición de una metodología para la estimación de la matriz Origen-Destino (OD), hasta la definición inicial del modelo de simulación para evaluar programas de movimiento. La metodología general de trabajo se puede re-

sumir en la Ilustración 1, donde existen tres diferentes datos de entrada al modelo de simulación:

(i) La estimación de la demanda de personas que utilizan el grupo de ascensores que se desean programar y la matriz Origen-Destino (ii) Características técnicas de los ascensores y (iii) Programas de movimiento. Con esta información finalmente se obtienen los indicadores de medición a partir del modelo de simulación y se puede evaluar qué políticas tienen un mejor desempeño en algún indicador de medición.

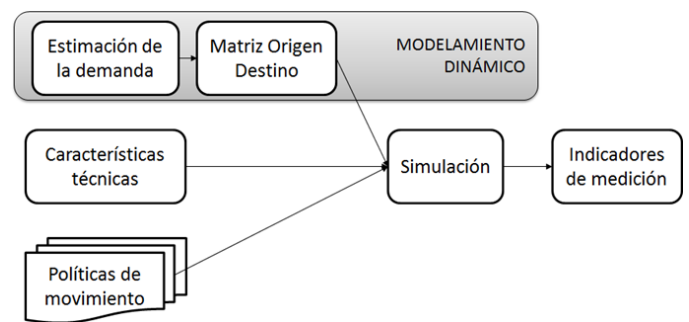


Ilustración 1. Metodología general

1.2 Modelamiento dinámico de la demanda

Se habla de un modelamiento dinámico en la estimación de la demanda y la matriz Origen Destino debido a que cualquier procedimiento de estimación directa proporcionará datos volátiles, debido entre otras razones:

- Semestre a semestre el comportamiento de movimiento de las personas será diferente.
- Los proveedores de las tiendas que se encuentran en los pisos, pueden cambiar sus horarios y sus rutinas de entrega de productos.
- Existen eventos académicos que pueden cambiar la demanda de movimiento vertical.
- Los puntos de atracción en los bloques pueden modificarse.
- Las obras arquitectónicas que se hagan sobre un determinado edificio, cambiará la demanda.

2 MARCO TEÓRICO

2.1 Métodos de estimación de la demanda

La estimación de las matrices OD es la entrada fundamental para la mayoría de problemas de planeación y administración de sistemas de transporte, existen a nivel general tres categorías diferentes para la estimación de las matrices OD (Cascetta, 1983): (i) estimación a través de mediciones directas, (ii) estimación a través de modelos y (iii) estimación mediante flujos de tráfico. Con la información de (Cascetta, 1983) se podría crear una nueva categoría, (iv) combinación entre ellas.

El primer grupo de métodos para la estimación de la matriz OD es a través de mediciones directas, muchos tipos de entrevistas se pueden realizar en este grupo, tales como entrevistas de destino, entrevistas de camino, entrevistas de piso (Barney & Al-Sharif, 2016) e incluso técnicas de señalización o Flagging. También en esta categoría se pueden incluir los conteos a partir de cámaras de seguridad o fotografía aérea (Willumsen, 1978). En este grupo de métodos de estimación de la matriz OD se usa la teoría de muestreo clásica para las estimaciones de los valores. En este caso, los estimadores usualmente están sesgados debido a errores sistemáticos de medición (Cascetta, 1983).

En el segundo grupo de métodos conocido como estimación de la demanda a través de modelos estadísticos, la matriz OD se halla aplicando un sistema de modelos que estudian la relación entre las variables a ser estimadas (demanda) y un conjunto de variables adicionales que ayudan a tener una medición más precisa de la matriz OD. Métodos como mínimos cuadrados ordinarios, mínimos cuadrados gene-

ralizados, Box-Constrained Integer Least Square (Kuusinen, Sorsa, & Siikonen, 2015) lo que buscan es minimizar una distancia (por ejemplo, euclidiana) desde una matriz de origen dada por un modelo particular respetando las restricciones dadas, hasta los flujos observados entre los pares de nodos.

Finalmente, la estimación mediante flujos de tráfico es un método que busca estimar la medida de los flujos de movimiento entre pisos, mediante este método se obtienen más ventajas respecto a los otros métodos, tales como (i) es más económico estimar los flujos de tráfico y (ii) al ser un conteo, este es repetible por lo que la evolución de la matriz OD se puede actualizar fácilmente (Cascetta, 1983).

2.2 Programas de movimiento

Por otro lado, otro de los puntos clave a la hora de hablar de ascensores es la parte central de los sistemas de elevadores (el controlador central), la cual asigna los elevadores a las llamadas de servicio en tiempo real siguiendo ciertas reglas particulares (que en esta tesis se han denominado: programas de movimiento). Los programas de movimiento para los primeros ascensores de 1823 eran bastante sencillas, ya que los elevadores solían ser operados de manera manual y cuándo un pasajero necesitaba tomar el ascensor podía manipular una cuerda en el carro y realizar el movimiento, evidentemente esta operación era bastante insegura (Siikonen, 1997).

Posteriormente se incluyeron interruptores eléctricos que atendían las llamadas y se podía mover el elevador hacia arriba o hacia abajo. El sistema de presionar botones fue introducido en 1920 para dar mayor información a los pasajeros y en este mismo año se incluyeron elevadores cerrados. Luego vino el cierre automático de puertas y luego se instalaban varios elevadores en un mismo edificio para atender la demanda creciente de movimiento vertical y en este punto nacieron los sistemas de control multi-elevadores. (Siikonen, 1997).

De esta manera, nació el problema de cómo encontrar los programas de movimiento óptimas en los elevadores, este tipo de problemas se ha clasificado como un problema de optimización combinatoria (Barney & Al-Sharif, 2016) y presenta los mismos comportamientos complejos de otros problemas de control de tráfico estocástico como sistemas de manejo de materiales con vehículos de guiado automático (AGVs) (Bartz-Beielstein, Preuss, & Markon, 2005). Los primeros acercamientos que se tuvieron para resolver este tipo de problemas fueron principalmente a través de métodos analíticos que se derivaban de la teoría de colas (Sun, Zhao, & Luh, 2010)

hasta modelos que usan inteligencia computacional o agentes de aprendizaje reforzado como se propone en (Crites & Barto, 1998)

Evidentemente, la programación de un grupo de ascensores es un aspecto bastante importante para mejorar los niveles de servicio del movimiento vertical de personas tanto en edificios de mediana como de gran altura, ya que estos sistemas necesitan tomar decisiones en presencia de mucha incertidumbre debida en su mayoría a la llegada aleatoria de los pasajeros y los destinos que estos pueden tomar, es por esto que este tema ha recibido tanta atención en los últimos años (Pepyne & Cassandras, 1997).

2.3 Métodos para la evaluación de programas de movimiento

Para los sistemas convencionales de elevadores se han desarrollado heurísticas bastante sencillas tales como atender una llamada con el ascensor más cercano que vaya en la dirección de la llamada, también se han propuesto heurísticas que atienden la fila más larga primero e incluso heurísticas que atienden el piso más alto sin ser servido, y aunque estos métodos ofrecen una eficiencia computacional bastante significativa, el comportamiento de la demanda tiene que seguir un patrón determinado (Sun, Zhao, & Luh, 2010).

Para manejar el problema de que la demanda puede presentar patrones diferentes en momentos de tiempo particulares se han desarrollado metodologías que agrupan pisos y formar zonas atendidas por un conjunto de elevadores (So, Yu, & Chan, 1999). A pesar que el enfoque de agrupamiento de pisos es bastante robusto en comportamientos con una demanda elevada, esta pierde mucha flexibilidad (Crites & Barto, 1998), por esta razón se desarrollaron nuevas maneras de encontrar programas de movimiento que optimizan cierto criterio como el tiempo promedio de espera de un pasajero, dentro de este conjunto de métodos se encuentran las estrategias de búsqueda “greedy” y “non-greedy” (Sun, Zhao, & Luh, 2010).

Otros métodos que utilizan la simulación han abordado este problema desde varios enfoques, por ejemplo en (Al-Sharif & Abu Alqumsan, 2015) utilizan la simulación de Montecarlo para evaluar diferentes programas de movimiento, por otro lado en (Galpin & Rock, 1995) se propone un modelo de simulación de eventos discretos para evaluar los programas de movimiento, luego en (Ahmad, Ilyas, & Afzal, 2014) se propone un modelado a partir de una red de Petri para el problema del sistema de control multielevador con M pisos y N elevadores, por

otro lado, se han utilizado modelos de redes de Petri temporizadas, implementando algoritmos que buscan minimizar alguna función de costos (Young, Zavarin, & Wook, 2000). De igual manera en (Assiri, Alqarni, & Janicki, 2015) se propone modelar el sistema de elevadores como una red de Petri coloreada, la cual ofrece muchas más ventajas y flexibilidad para modelar el sistema sin importar el número de pisos y elevadores que sean necesarios

3 METODOLOGÍA DE ESTIMACIÓN DE LA MATRIZ ORIGEN DESTINO

El objetivo de este capítulo es desarrollar una metodología para la estimación de la matriz OD que sea flexible y dinámica en el tiempo. Ya que la matriz OD es el input que más afectará los programas de movimiento y las medidas de desempeño.

Para la estimación de la matriz OD, se cuenta con tres diferentes fuentes de datos, (i) información del número de personas que salen/entran de la universidad (Manrique, 2016) (ii) información de conexiones a la red WLAN (González, 2016) y (iii) información de horarios de los estudiantes (Segura, 2015).

Teniendo en cuenta la información disponible se decidió desarrollar una metodología basada en la estimación mediante flujos de tráfico, ya que se busca un método dinámico y flexible, la cual se obtiene fácilmente de esta manera. La metodología que se desarrolló consiste en estimar la matriz OD a partir de los horarios de los estudiantes para estimar los flujos de movimiento de los mismos. De esta manera, se pueden obtener los flujos de estudiantes a través de la universidad y estimar cómo será la demanda de movimiento vertical en cualquiera de los bloques. La metodología propuesta se puede observar en la Ilustración 2.

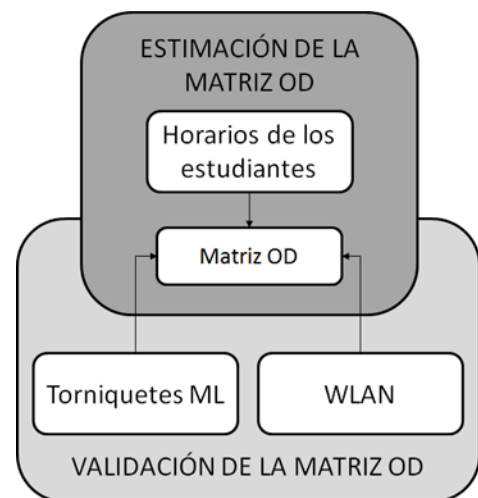


Ilustración 2. Metodología de estimación de la matriz Origen Destino

3.1 Estimación de la matriz OD

Como se ha mencionado, para la estimación de la matriz OD se utilizó la información de los horarios de los estudiantes, en esta etapa lo primero que se realizó fue la combinación de ambas bases de datos (Horarios de los estudiantes y cursos ofertados), para generar una base de datos unificada, que contiene la información de los cursos que tomó cada estudiante y los salones, días y horas en que lo hizo. Luego de tener esta base de datos unificada, se procedió a desarrollar un algoritmo en R que generará la matriz OD.

Para realizar la matriz OD se definieron los siguientes supuestos:

- Se construirá una matriz Origen Destino por cada intervalo de 15 minutos.
- Los estudiantes están en la universidad quince minutos antes de comenzar la clase.
- El estudiante almuerza en la universidad únicamente si tiene clase tanto en la mañana (<12:30) como en la tarde (>12:30)
- El almuerzo de los estudiantes se da en el horario: 11:30 a 2:00 pm
- Para salir del bloque ML, los estudiantes lo harán por los pisos 2 o 5, con unas probabilidades definidas por el decisor.
- Los estudiantes asisten sin falta a sus respectivas clases en los horarios inscritos.

3.2 Análisis estadístico de la información de los torniquetes

Para la estimación de la matriz OD, se realiza un análisis del comportamiento del número de personas que salen y entran al bloque ML cada hora, en la Ilustración 3 se muestra tal comportamiento, el primer resultado evidente es que el número de personas que salen del edificio es mucho mayor que el número de personas que entran al bloque ML, esto se debe a que muchas personas entran por la conexión del quinto piso del ML, lo que evidencia una diferencia bastante marcada entre el número de personas que salen y entran. Se evidencia igualmente un comportamiento cíclico que se repite diariamente en ambas gráficas.

Teniendo en cuenta, que lo que se busca es identificar algún tipo de patrón o de comportamiento que permita decidir con qué frecuencia debe construirse la matriz OD (diaria, semanal, mensual). Se realiza un análisis de varianza para verificar si existen diferencias en el número de personas que salen por el bloque ML en cada uno de los días hábiles de la semana y en las diferentes horas de un mismo día.

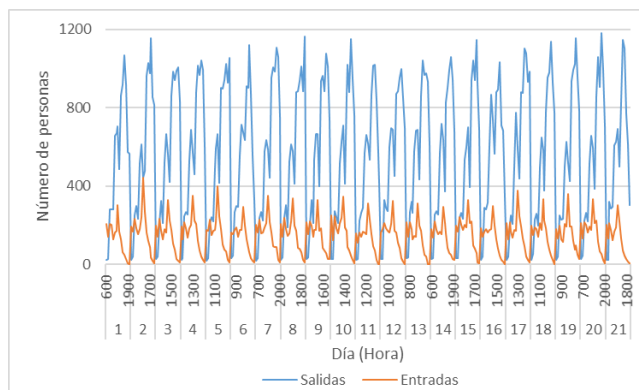


Ilustración 3. Comportamiento de las personas que salen/entran al bloque ML

Para este análisis se tomará únicamente el número de personas que salen del bloque ML puesto que como se vio en la Ilustración 3 el comportamiento del número personas que entran y del número de personas que salen del bloque es similar para cada uno de los días, la idea es comprobar estadísticamente si estas inferencias visuales son ciertas. A continuación, se detalla la información más importante de la ANOVA:

Tabla 1. ANOVA número de personas que salen del bloque ML.

Number of obs	= 315	R-squared	= 0.9763		
Root MSE	= 60.4128	Adj R-squared	= 0.9691		
Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	36153822	74	488565	133.86	0.0000
Dia	65653.64	4	16413.41	4.50	0.0016
Hora	3467304	14	2476645	678.59	0.0000
Dia#Hora	1580127	56	28216.57	7.73	0.0000
Residual	875928.6	240	3649.7025		
Total	37029750	314	117929.142		

Se observa de la Tabla 1 que existe una diferencia estadística importante entre cada uno de los días, ya que la variable día resultó ser significativa y a su vez las variables hora y la interacción entre días y horas también resultó ser significativa, se esperaba que el comportamiento fuera diferente ya que al parecer los días no tienen influencia en el comportamiento, pero sí las horas, de acuerdo a lo que se observaba en las ilustraciones anteriores. Sin embargo, es necesario comprobar los tres supuestos para que la ANOVA sea confiable:

- Homoscedasticidad
- Independencia entre datos
- Normalidad de los errores

En la Ilustración 4, es evidente el comportamiento heteroscedástico de los residuales, por lo tanto, no

es confiable los resultados arrojados por la ANOVA de la Tabla 1. Para solucionar este problema de heteroscedasticidad existen varias posibilidades, las mejores son según (Williams, 2015):

- Transformación de variables
- Obtener más información
- Cambiar el modelo de estimación

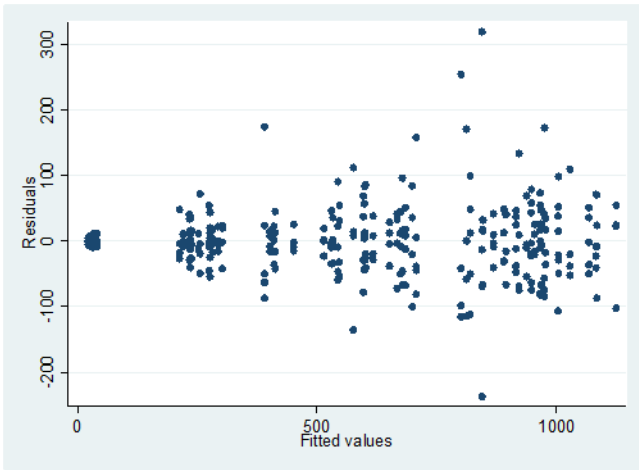


Ilustración 4. Residuales de la ANOVA Información torniquetes

A continuación, se presentan las posibles transformaciones que se podrían aplicar al modelo con el fin de eliminar el problema de heteroscedasticidad:

Tabla 2. Transformaciones para problema de heteroscedasticidad

Transformation	formula	chi2(2)	P(chi2)
Cubic	out^3	28.80	0.000
Square	out^2	53.55	0.000
Identity	out	.	0.000
square root	sqrt(out)	26.04	0.000
log	log(out)	48.06	0.000
1/(square root)	1/sqrt(out)	.	0.000
Inverse	1/out	.	0.000
1/square	1/(out^2)	.	0.000
1/cubic	1/(out^3)	.	0.000

De la información anterior se puede concluir que no existe una transformación adecuada a los datos debido a que todas rechazan la hipótesis que afirma que la transformación podría eliminar el problema de heteroscedasticidad para lograr convertir la variable respuesta (número de personas que salen por los torniquetes de la universidad) en una variable cuyos errores presenten una varianza constante.

La segunda opción de obtener mayor información es descartada, debido a la dificultades para recolectar nueva información.

Finalmente, debido a que uno de los supuestos del análisis de varianza se ha roto y no se ha podido encontrar una manera estadísticamente significativa de

corregir tal problema, se decide utilizar un segundo modelo que encuentre y valide el comportamiento que se está observando en las ilustraciones.

Para abordar la hipótesis que se quiere probar y habiendo encontrado la relación entre los datos a partir de la ANOVA, se decide utilizar un modelo autorregresivo ARMA (Autoregressive Moving Average Model), en el cual lo único que se debe probar es que los errores distribuyan como ruido blanco, es decir: (i) media igual a cero (ii) varianza constante y (iii) covarianza entre errores y las observaciones sea igual a cero.

Los modelos autorregresivos (AR) indican el orden del modelo, es decir, el número de observaciones retrasadas de la serie temporal analizada que intervienen en la ecuación. Por otro lado, los modelos de medias móviles (MA) explican el valor de una determinada variable en un periodo t en función de un término independiente y una sucesión de errores correspondientes a períodos precedentes.

De acuerdo a la metodología Box-Jenkins para estimación del mejor modelo para una serie temporal, en la Ilustración 5 se observa en la serie que ambas variables son significativas, que es lo que se espera al modelar una serie de tiempo.

Sample: 1 315
Included observations: 315
Convergence achieved after 50 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(15)	0.234206	0.015778	14.84353	0.0000
AR(75)	0.764019	0.015709	48.63455	0.0000
SIGMASQ	6210.300	234.5678	26.47550	0.0000
R-squared	0.947171	Mean dependent var	569.4921	
Adjusted R-squared	0.946832	S.D. dependent var	343.4081	
S.E. of regression	79.18342	Akaike info criterion	12.00135	
Sum squared resid	1956245.	Schwarz criterion	12.03709	
Log likelihood	-1887.212	Hannan-Quinn criter.	12.01563	
Durbin-Watson stat	1.627543			
Inverted AR Roots	1.00	.99+.08i	.99-.08i	.98-.16i
	.98+.16i	.96-.25i	.96+.25i	.94+.33i
	.94-.33i	.91-.41i	.91+.41i	.88-.48i
	.88+.48i	.83+.55i	.83-.55i	.78+.62i
	.78-.62i	.72-.69i	.72+.69i	.67+.74i
	.67-.74i	.61+.79i	.61-.79i	.53+.84i
	.53+.84i	.46-.88i	.46+.88i	.38-.92i
	.38-.92i	.31-.95i	.31+.95i	.23+.97i
	.23+.97i	.15-.98i	.15+.98i	.06+.99i
	.06+.99i	-.02-1.00i	-.02+1.00i	-.10-.99i
	-.10-.99i	-.18+.98i	-.18-.98i	-.27-.96i
	-.27+.96i	-.35+.93i	-.35-.93i	-.43+.90i
	-.43+.90i	-.50+.87i	-.50-.87i	-.57+.82i
	-.57+.82i	-.63+.77i	-.63-.77i	-.70+.71i
	-.70+.71i	-.76+.65i	-.76-.65i	-.81+.59i
	-.81+.59i	-.85+.52i	-.85-.52i	-.89+.44i
	-.89+.44i	-.92+.36i	-.92-.36i	-.96+.29i
	-.96+.29i	-.98+.21i	-.98-.21i	-.99+.13i
	-.99+.13i	-.99+.04i	-.99-.04i	

Ilustración 5. Serie estacional del número de personas que salen del bloque ML

El comportamiento del error, como se observa en la Ilustración 6 no presenta ningún comportamiento predecible, sino por el contrario se mueve aleatoriamente alrededor de cero.

Por lo tanto, se puede afirmar gracias al análisis de la serie de tiempo del número de personas que salen del bloque ML que existe un comportamiento estacional dentro de los datos, que se repite cada día y cada semana.

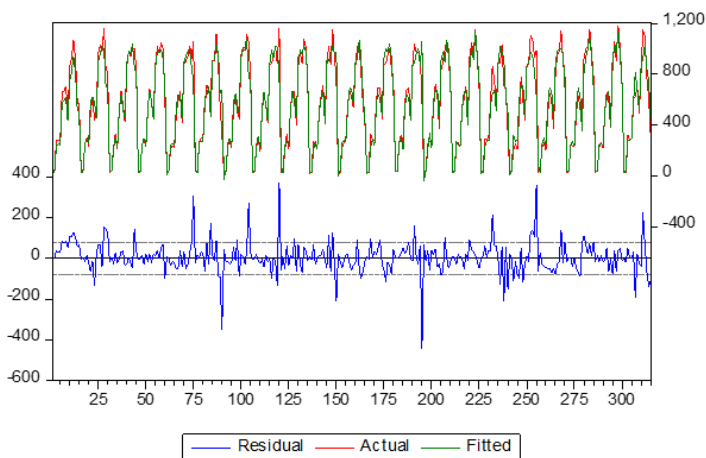


Ilustración 6. Modelo actual versus ajustado y Residuo de los errores Información de Torniquetes

Análisis estadístico de la información de la WLAN
Este capítulo de la tesis busca a partir de la información del número de dispositivos que se conectan a la red WLAN de la universidad, encontrar un patrón estadísticamente significativo que permita verificar la replicabilidad de la matriz OD. En la Ilustración 8 se muestra el comportamiento de la variable y la primera conclusión es que existe un comportamiento que se repite diariamente y que los días jueves y viernes existe un menor número de dispositivos conectados.

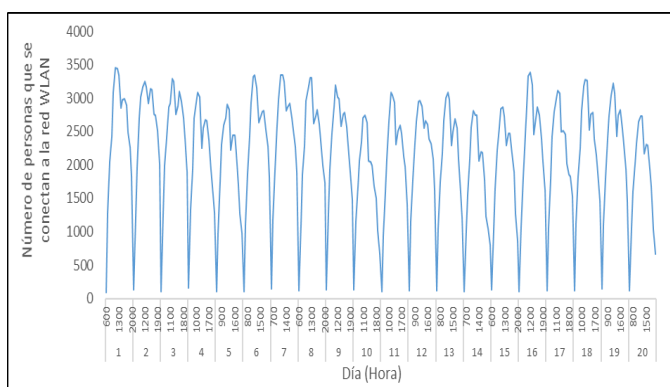


Ilustración 8. Comportamiento del número de dispositivos que se conectan a la red WLAN.

A partir de tales datos se realiza un análisis estadístico para corroborar que exista un comportamiento cíclico en los datos, con el fin de poder afirmar que existe un patrón en la información.

A continuación, en la Tabla 3 se detalla el análisis de varianza sobre los datos para verificar que los días, las horas o su interacción tengan una influencia

significativa sobre el número de dispositivos que se conectan a la red WLAN del bloque ML de la universidad.

Tabla 3. ANOVA del número de dispositivos que se conectan al bloque ML

Number of obs	= 300	R-squared	= 0.9544		
Root MSE	= 207.29	Adj R-squared	= 0.9394		
Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	202264225	74	2733300	63.61	0.0000
dias	9100558.5	4	2275139	52.95	0.0000
hora	188874180	14	13491012	313.9	0.0000
dias#hora	4289486.4	56	76597.97	1.78	0.0017
Residual	9668051.25	225	42969.1167		
Total	211932276	299	708803.599		

La conclusión de la ANOVA sigue siendo igual, que el número de dispositivos depende tanto del día, como de la hora y la interacción entre ambas variables. De igual manera se realiza la prueba sobre los supuestos del modelo. La Ilustración 14 muestra un comportamiento heteroscedástico, por lo tanto, la información de la ANOVA no es confiable.

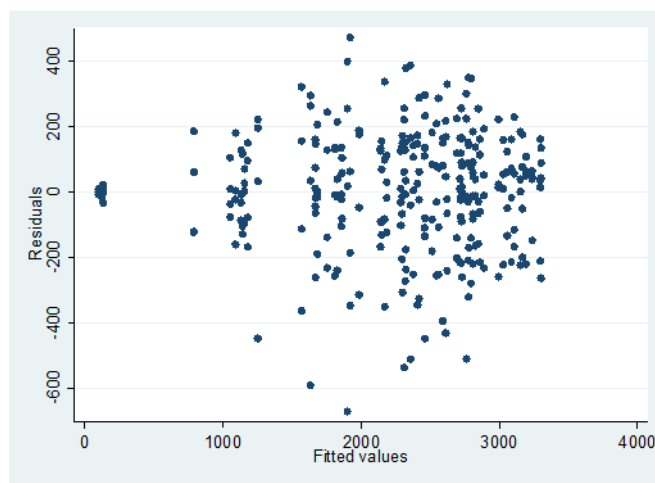


Ilustración 7. Residuales de la ANOVA información WLAN

De igual manera, por lo patrones evidenciados en la ilustración del comportamiento de los datos del número de dispositivos conectados, se realiza un análisis autorregresivo con el fin de verificar si existe un patrón en la información y siguiendo la metodología Box-Jenkins para estimación del mejor modelo para una serie temporal, se encuentra que el modelo final se encuentra en la Ilustración 9, el cual presenta un comportamiento estacional (SARIMA), se incluye dentro del modelo un componente de promedios móviles de las últimas 15 horas y se concluye que el modelo autorregresivo que mejor se

ajusta al conjunto de datos, es el modelado por un componente estacional que se repite diariamente, un componente de promedios móviles de las últimas 15 horas y un componente autorregresivo de una hora.

Sample: 1 300
Included observations: 300
Convergence achieved after 38 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.866202	0.022821	37.95591	0.0000
SAR(15)	0.999042	0.000521	1919.017	0.0000
MA(15)	-0.832084	0.032033	-25.97623	0.0000
SIGMASQ	24889.73	1447.691	17.19271	0.0000

R-squared	0.964767	Mean dependent var	2188.050
Adjusted R-squared	0.964410	S.D. dependent var	841.9047
S.E. of regression	158.8272	Akaike info criterion	13.18536
Sum squared resid	7466919	Schwarz criterion	13.23475
Log likelihood	-1973.804	Hannan-Quinn criter.	13.20513
Durbin-Watson stat	1.988870		

Inverted AR Roots	1.00	.91+ .41i	.91- .41i	.87
	.67- .74i	.67+ .74i	.31- .95i	.31+ .95i
	-.10- .99i	-.10+ .99i	-.50- .87i	-.50+ .87i
	-.81+ .59i	-.81- .59i	-.98- .21i	-.98+ .21i
Inverted MA Roots	.99	.90+ .40i	.90- .40i	.66- .73i
	.66+ .73i	.31- .94i	.31+ .94i	-.10- .98i
	-.10+ .98i	-.49- .86i	-.49+ .86i	-.80+ .58i
	-.80- .58i	-.97- .21i	-.97+ .21i	

Ilustración 9. la serie estacional del número de dispositivos conectados al bloque ML

Por último, en la Ilustración 10 se muestra el comportamiento de los errores de este último modelo, donde se observa que no existe ningún patrón estadísticamente significativo en los errores de la serie y los valores pronosticados se ajustan bastante bien al conjunto de datos real. En esta etapa de análisis estadístico de la información, en la que se pretendía encontrar patrones en los datos, se puede concluir que el comportamiento de salidas de las personas en la universidad presenta un comportamiento estable que se repite diariamente e incluso semanalmente dentro del bloque ML.

Validación del modelo

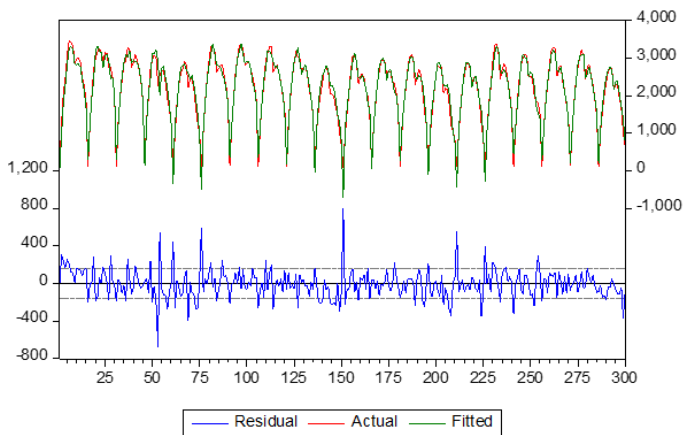


Ilustración 10. Modelo actual versus ajustado y Residuo de los errores Información de WLAN

Sabiendo que el comportamiento de los dispositivos conectados y las personas que entran o salen de la universidad tienen un comportamiento que se repite semanalmente, se puede afirmar que el modelo de matriz OD que se propone en las siguientes hojas, es replicable a todo el semestre de evaluación.

De igual manera, la siguiente parte de la tesis contiene la manera en que la matriz OD generada a partir de los horarios de los estudiantes es validada con la información disponible de los torniquetes y la red WLAN.

En la Ilustración 11 se comparan el número real de personas que salen del bloque ML en la primera semana de datos disponibles, con el número de personas que de acuerdo a la matriz OD estimada deberían estar saliendo. La diferencia se puede presentar por varios factores entre ellos están:

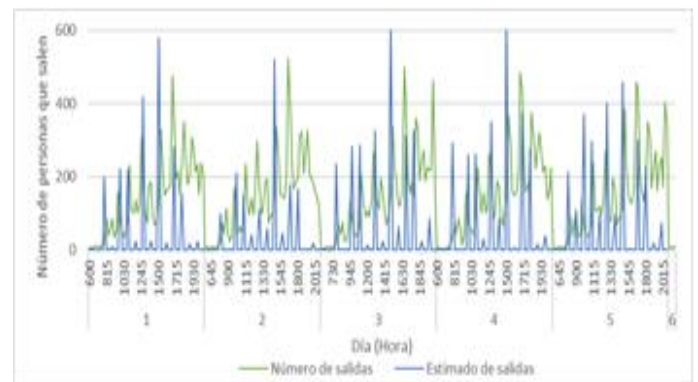


Ilustración 11. Comparación del número de personas que salen

- La matriz OD se generó a partir de los horarios de los estudiantes del segundo semestre del 2015, mientras que los datos del número de personas que salen o entran al bloque ML se tomaron entre el 1 y 30 de abril del 2016.
- El supuesto de que las personas salen a almorzar en el rango horario de 11:30 a 2:00 pm, fue un estimado de los horarios de almuerzo,
- Se espera que los estudiantes efectivamente vayan a sus clases y que efectivamente lleguen en la fracción de 15 minutos antes de la clase.

Como puede verse en la gráfica anterior el comportamiento del número de personas que salen del bloque ML (con el modelo estimado y el horizonte de tiempo real tomado) presentan un comportamiento bastante similar, comportamiento que se presenta también en la Ilustración 23, que muestra la comparación del número de personas que entran a la universidad, por el horizonte de planeación tomado y el modelo de estimación de la matriz OD. Por lo que la metodología propuesta en esta tesis es una muy buena.

na aproximación al número de personas que salen o entran al bloque ML de la universidad.

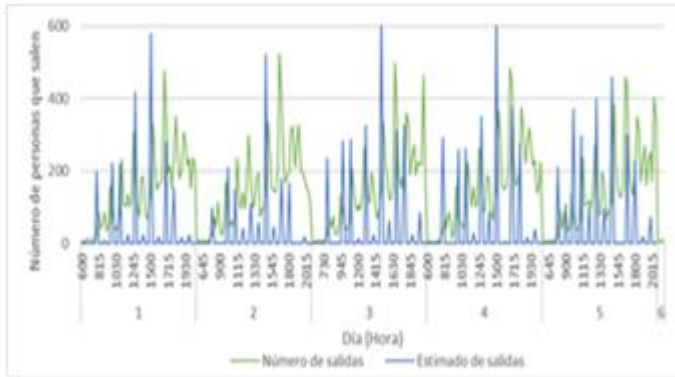


Ilustración 12. Comparación del número de personas que entran

Por otro lado, al observar la Ilustración 13 se puede concluir que el número de dispositivos conectados a la red WLAN de la universidad es aproximadamente tres veces más grande que el número de personas estimadas con la matriz OD dentro de la universidad, esto se debe entre otras razones a:

Los estudiantes tienen diferentes dispositivos móviles tales como: celulares, tabletas, computadores, relojes inteligentes, entre otros, que son leídos por la red WLAN de la universidad, y aumentan el número real de personas dentro del bloque ML.

Los computadores de escritorio también están siendo contabilizados dentro de la red WLAN de la universidad

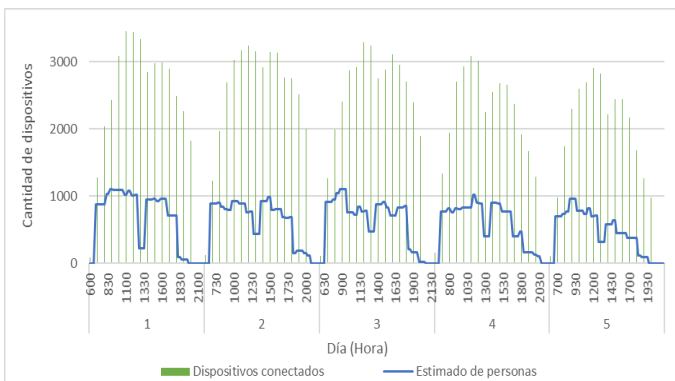


Ilustración 13. Comparación del comportamiento del estimado de personas en el bloque ML con la cantidad de dispositivos conectados

Teniendo clara la razón de la diferencia entre el número de personas estimadas en la universidad a partir de la matriz OD y el número de dispositivos conectados, se puede realizar una comparación del comportamiento y no del número como tal. En la Ilustración 14, se observa que, aunque existe una di-

ferencia entre ambas gráficas como tal el comportamiento es bastante similar.

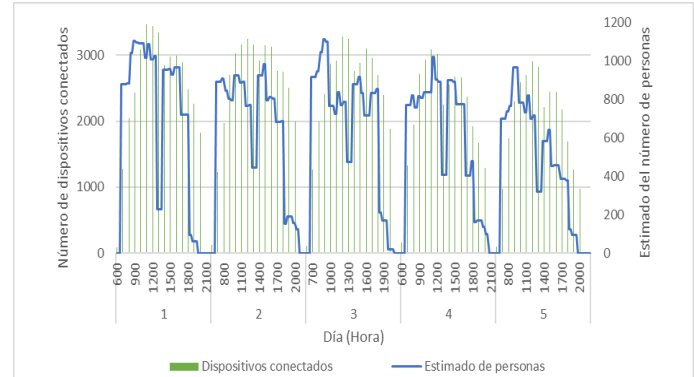


Ilustración 14. Comparación del comportamiento del estimado de personas en el bloque ML con la cantidad de dispositivos conectados (escala aumentada)

4 CONCLUSIONES

- La metodología propuesta para la estimación de la matriz Origen Destino para la universidad de los Andes, a partir de los horarios de los estudiantes es una muy buena primera aproximación ya que modela de manera similar el número de personas que salen o entran al bloque ML y el número de dispositivos que se conectan a la red WLAN.
- Tanto la metodología para la evaluación de programas de movimiento como la metodología para la estimación de la matriz Origen Destino, son extensibles a cualquier edificio de la universidad e incluso a otras universidades del país con el fin de evaluar programas de movimiento que se deseen implementar en los ascensores.
- Existe un comportamiento estadísticamente significativo en el número de personas que se conectan a la red WLAN y en el número de personas que salen o entran al bloque ML.

5 RECOMENDACIONES

- Realizar un análisis estadístico para corroborar que los supuestos hechos en esta tesis tengan validez estadística. Tales como horarios de salida a tomar el almuerzo, probabilidades de salir por el quinto o el segundo piso.
- Ejecutar un análisis estadístico para verificar la similitud entre los datos observados y los datos obtenidos a partir de la estimación de la matriz OD.

6 REFERENCIAS

- Ahmad, F., Ilyas, F., & Afzal, S. (2014). Petri net-based modeling and control of multi-elevator systems. *Neural Comput & Applic*, 24(7), 1601-1612.
- Al-Sharif, L., & Abu Alqumsan, A. (2015). An integrated framework for elevator traffic design under general traffic conditions using origin destination matrices, virtual interval, and the Monte Carlo simulation method. *Building Services Engineering Research & Technology*, 36 (6), 728-750. doi:10.1177/0143624415595521
- Assiri, M., Alqarni, M., & Janicki, R. (September de 2015). Modeling Elevator System With Coloured Petri Nets. *International Conference Software Engineering Research and Practice*, 183-189.
- Barney, G., & Al-Sharif, L. (2016). *Elevator Traffic Handbook Theory and Practice* (Second ed.). Abingdo, Oxon: Routledge.
- Bartz-Beielstein, T., Preuss, M., & Markon, S. (2005). VALIDATION AND OPTIMIZATION OF AN ELEVATOR SIMULATION MODEL WITH MODERN SEARCH HEURISTICS. *Metaheuristics : Progress as Real Problem Solvers*, 109-128.
- Cascetta, E. (28 de July de 1983). Estimation of Trip Matrices From Traffic Counts And Survey Data: A Generalized Least Squares Estimator. *Institute of Transportation*, 289-299.
- Crites, R., & Barto, A. (1998). Elevator Group Control Using Multiple Reinforcement Learning Agents. *Kluwer Academic Publishers*(33), 235-262.
- Galpin, V., & Rock, S. (1995). *A lift simulation prototype*. Johannesburg: University of the Witwatersrand.
- González, M. (2016). Información WLAN en el bloque ML. Universidad de los Andes, Dirección de Servicios de Información y Tecnología DSIT, Bogotá.
- Granda, M. (2013). *Redes de Petri: Definición, Formalización y Ejecución*. (U. d. Cantabria, Ed.) Cantabria, España.
- Huayna, A. M., Cortez, A., & Vega, H. (2009). Aplicación de las redes de Petri a la simulación discreta de sistemas. *Revista de Ingeniería de Sistemas e Informática*, 6(2).
- Kuusinen, J.-M., Sorsa, J., & Siikonen, M.-L. (Agosto de 2015). The Elevator Trip Origin-Destination Matrix Estimation Problem. *Transportation Science*, 49(3), 559-576.
- Manrique, J. H. (2016). Información Entradas/Salidas de Torniquetes Bloque ML. Universidad de los Andes, Departamento de Seguridad y Servicios Básicos , Bogotá.
- Möbius Illinois. (October de 2014). Möbius. Obtenido de Overview: <https://www.mobius.illinois.edu/>
- Pepyne, D., & Cassandras, C. (November de 1997). Optimal Dispatching Control for Elevator Systems During Uppeak Traffic. *IEEE TRANSACTIONS ON CONTROL SYSTEMS TECHNOLOGY*, 5(6), 629-643.
- Segura, E. (2015). Información de Horarios de estudiantes. Universidad de los Andes, Regulación y Normatividad Urbana . Bogotá: Vicerrectoría Administrativa y Financiera.
- Siikonen, M.-L. (1997). *Planning and Control Models for Elevators in High-Rise Buildings*. Helsinki University of Technology, Systems Analysis Laboratory. Helsinki: KONE Corporation.
- So, A., Yu, J., & Chan, W. (Agosto de 1999). Dynamic Zoning Based Supervisory Control for Elevators. *Proc. 1999 IEEE International Conference on Control Applications*, 1591-1596.
- Sun, J., Zhao, Q.-C., & Luh, P. (April de 2010). Optimization of Group Elevator Scheduling With Advance Information. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 7(2), 352-363.
- Universidad de los Andes. (9 de Septiembre de 2016). Dirección de Planeación y Evaluación. Obtenido de Universidad en Cifras: <https://planeacion.uniandes.edu.co/universidad-en-cifras/universidad-en-cifras>
- Vásquez, V. (2005). *Redes Industriales: Redes de Petri*. (I. T. Monterrey, Ed.) Estado de México, México.
- Williams, R. (30 de January de 2015). University of Notre Dame. Obtenido de Graduate Statistics II: <https://www3.nd.edu/~rwilliam/stats2/125.pdf>
- Willumsen, L. (1978). Estimation of an O-D Matrix from Traffic Counts - A rievew. *Institute of Transport Studies, Paper 99*.
- Young, C. C., Zavarin, G., & Wook, H. K. (2000). Timed Petri Net Based Approach for Elevator Group Controls. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, (págs. 121-130). Seoul.