



PROYECTO DE GRADO

Presentado ante la ilustre UNIVERSIDAD DE LOS ANDES como requisito final para
obtener el Título de INGENIERO DE SISTEMAS

MARCO EXPERIMENTAL PARA LA OPTIMIZACIÓN DE PROTOCOLOS DE ENRUTAMIENTO A NIVEL DE CAPA DE APLICACIÓN QUE PROTEGEN LA PRIVACIDAD

Por

Br. Alberto León

Tutor: MSc. Rodolfo Sumoza

Octubre 2017

©2017 Universidad de Los Andes Mérida, Venezuela

C.C. Reconocimiento

Marco experimental para la optimización de protocolos de enrutamiento a nivel de capa de aplicación que protegen la privacidad

Br. Alberto León

Proyecto de Grado — Sistemas Computacionales, 61 páginas

Resumen: Hoy en día hay múltiples razones por las cuales las personas o entidades quisieran mantener la privacidad de su información, desafortunadamente las estrategias que protegen la privacidad tienden a ralentizar el flujo de información. De esta manera, en el presente trabajo se desea establecer un marco experimental basado en la teoría del diseño de experimentos, con el fin de probar protocolos que protejan la privacidad, cuyo objetivo es el de optimizar el rendimiento de las características de calidad de los mismos.

Palabras clave: Marco Experimental, Protocolo de Enrutamiento, Optimización, Anonimato, Latencia, Software R.

Índice

Índice de Tablas	vii
Índice de Figuras	viii
1 Introducción	1
1.1 Antecedentes	2
1.2 Planteamiento del problema	4
1.3 Justificación	5
1.4 Objetivos	5
1.4.1 Objetivo general	5
1.4.2 Objetivos específicos	5
1.5 Metodología	5
2 Marco Conceptual	8
2.1 Marco Experimental	8
2.2 Diseño de Experimentos (DDE)	9
2.2.1 Principios Básicos	11
2.2.2 Diseño Completamente Aleatorio (DCA)	12
2.2.3 Análisis de Varianza (ANOVA)	12
2.2.4 Diseño de un solo Factor	14
2.2.5 Diseño Factorial 2^k	14
2.2.6 Regresión Lineal	15
2.2.7 Diseño adaptativo para la Optimización	16
2.3 Software R	17

2.4	Protocolo de Enrutamiento en Capa de Aplicación	17
2.5	Anonimato	18
3	Marco Experimental	19
3.1	Módulo 0: Contexto	19
3.2	Módulo 1: Visión Global del Sistema	21
3.2.1	Diagrama de Entradas, Proceso y Salida	21
3.2.2	Estudiar el Protocolo	22
3.2.3	Definir posibles factores influyentes	22
3.2.4	Estudiar el ambiente de desarrollo	24
3.2.5	Definir estado fijo para la experimentación	24
3.3	Módulo 2: Dirección	24
3.3.1	Definir hipótesis de estudio	24
3.3.2	Escoger el diseño adecuado	25
3.3.3	Establecer niveles para el estudio	26
3.4	Módulo 3: Experimentación	26
3.4.1	Definir matriz de diseño en Excel	26
3.4.2	Ejecutar experimento	27
3.4.3	Obtener datos e importar a R	27
3.5	Módulo 4: Comprobación	27
3.6	Módulo 5: Análisis de Resultados	28
3.6.1	ANOVA	28
3.6.2	Pruebas de comparaciones múltiples	31
3.6.3	Análisis de resultados	31
3.7	Módulo 6: Calibración	32
3.8	Módulo 7: Resultados	34
3.9	Diagrama de Flujo del Modelo	34
4	Experimentos y resultados	36
4.1	Experimento 1	36
4.2	Experimento 2	44
4.3	Experimento 3	48

4.4	Experimento 4	50
4.5	Experimento 5	53
5	Conclusiones y recomendaciones	57
5.1	Conclusiones	57
5.2	Recomendaciones	58
	Referencias Bibliográficas	59

www.bdigital.ula.ve

C.C. Reconocimiento

Índice de Tablas

2.1 Matriz de diseño para dos factores, dos niveles y una réplica. Fuente: Elaboración Propia.	10
---	----

www.bdigital.ula.ve

Índice de Figuras

1.1	Ciclo de Deming	6
3.1	Diagrama de Flujo del Modelo	35
4.1	Matriz de Diseño del Experimento 1	37
4.2	Gráfica de Pareto	39
4.3	Efectos Principales	39
4.4	Interacción entre A y B	40
4.5	Interacción entre A y C	40
4.6	Interacción entre B y C	41
4.7	Normal Q-Q	42
4.8	Matriz de Diseño del Experimento 2	45
4.9	Gráfica de Pareto	45
4.10	Efectos Principales	46
4.11	Interacción entre A y B	46
4.12	Interacción entre B y C	47
4.13	Matriz de Diseño del Experimento 3	48
4.14	Efectos Principales	49
4.15	Interacción entre A y B	49
4.16	Matriz de Diseño del Experimento 4	51
4.17	Gráfica Box-Plot	52
4.18	Prueba de Tukey	53
4.19	Matriz de Diseño del Experimento 5	54
4.20	Gráfica Box-Plot	55

Capítulo 1

Introducción

El Internet ha evolucionado hasta convertirse en la herramienta más importante para las comunicaciones a nivel global, millones de usuarios comparten información constantemente, una gran parte de ésta es de interés para compañías como Facebook, Google o Amazon a través de técnicas como el análisis de tráfico y la minería de datos se pueden generar perfiles de usuarios para elevar sus probabilidades de ventas ofreciendo productos o servicios adaptados a usuarios específicos, y en muchos casos parte de esta información es inferida sin el consentimiento de los usuarios.

Por tal motivo “uno de los puntos críticos de la privacidad es el encubrimiento de la identidad de las partes comunicantes, es decir, es la procura de que las comunicaciones sean anónimas” [27, p. 11 - 12].

Debido a esto un número de usuarios han acudido a utilizar servicios que utilizan protocolos que protegen su privacidad, estos han demostrado ser eficaces y están ganando popularidad constantemente, sin embargo, a pesar de que proveen al usuario un cierto nivel de anonimato también es necesario que proporcionen un desempeño satisfactorio en cuanto a la latencia.

Entendiendo entonces la emergente creación de nuevos protocolos que protegen la privacidad y la importancia de que cumplan con un alto nivel de anonimato al mismo tiempo que bajos niveles de latencia, es necesario crear una plataforma para probar formalmente la verdadera eficiencia de los protocolos de privacidad e identificar los puntos claves para su optimización.

En este sentido, la investigación se enfoca en el diseño de experimentos estadísticos para proponer una metodología que permita la optimización de protocolos en capa de aplicación que protegen la privacidad mediante la identificación y el estudio de factores claves de rendimiento, el diseño de experimentos estadísticos adecuados a las hipótesis planteadas, el análisis de los datos obtenidos y finalmente la determinación del escenario donde el protocolo se comporta óptimamente.

1.1 Antecedentes

En [27] el autor, entre otras cosas, propone la evaluación de rendimiento de los protocolos de capa de aplicación que protegen la privacidad con modelos de optimización multi objetivos encargados de maximizar el nivel de anonimato mientras minimiza la latencia, es decir, lidiar con dos variables que en la práctica parecen tener contradicciones entre ellas. En consecuencia, la investigación afirma que las características de calidad de un protocolo de seguridad son la latencia y el anonimato en este contexto.

Sin embargo, es necesario tomar en cuenta que los protocolos propuestos hasta ahora para proveer anonimato aumentan la latencia en las comunicaciones, debido a que los datos no deben tomar caminos directos, lo cual incrementa los tiempos de respuesta. Una posible solución a este problema es el protocolo planteado en [28]; este protocolo busca por medio de los algoritmos de optimización de colonias de hormigas artificiales ofrecer una mejora en el enrutamiento realizado en cuanto a los tiempos de respuesta (latencia), conociendo y tendiendo a usar los mejores caminos entre todos los nodos disponibles de la red anónima. En este caso el factor que indica que un camino es mejor que otro es específicamente la latencia.

Aun así, este tipo de propuestas necesitan una validación formal que determine la verdadera calidad del protocolo. En [6] hacen el estudio de cuatro nuevos protocolos de enrutamiento, sin embargo, esta vez el enfoque se basa en estudiar cada uno de ellos, determinar sus respectivas métricas de desempeño, escoger y simular un escenario compartido para todos, luego probar el desempeño de cada uno de los protocolos y finalmente hacer una comparación subjetiva entre los protocolos según los resultados

de cada una de las evaluaciones, en este caso la investigación proporcionó conclusiones más certeras respecto al comportamiento de cada protocolo. Ahora bien, es necesario tomar en cuenta que el estudio determina cuál protocolo posee el mejor rendimiento, sin embargo, no optimiza el rendimiento de algún protocolo en específico.

Mientras que en [17] se presenta una evaluación del desempeño de cinco protocolos de enrutamiento que proveen anonimato (ANODR, AnonDSR, ASR, MASK y SDAR) en las redes móviles ad hoc (Mobile ad hoc networks o MANET). Aquí se evalúan los protocolos en términos del rendimiento general de la red, la demora de procesamiento y el tamaño de paquete. El estudio de simulación muestra que existe una relación inversa entre el grado de anonimato que provee el protocolo y su rendimiento o tiempo de respuesta. Adicionalmente, los resultados revelan que el factor “tamaño del paquete” tiene un menor impacto que el factor “demora de procesamiento” en el rendimiento de los protocolos. Sin embargo, se observa la necesidad de un amplio estudio de desempeño para evaluar la practicidad de los esquemas propuestos, cualquier mejora de los mismos y cualquier nuevo esquema de enrutamiento anónimo.

Con el fin de avanzar y proponer métodos de optimización, [11] realizó un análisis comparativo de dos protocolos proactivos: vector de distancia de secuencia de destino (DSDV) y enrutamiento de estado de enlace optimizado (OLSR). La evaluación de su desempeño se compara con las métricas de administración de ancho de banda. Luego se introdujo un algoritmo que le permite a OLSR encontrar la ruta de ancho de banda máxima con un número óptimo de MPR (retransmisión multipunto). Después se simuló el algoritmo y se demostró que el algoritmo propuesto mejora la calidad de seguridad en el aspecto del ancho de banda.

Siguiendo esta línea investigativa, en [19] evalúan el desempeño de dos protocolos de enrutamiento con el uso de la herramienta estadística de Taguchi para analizar el cambio de un factor a la vez, este enfoque aporta mayor cantidad de información para la optimización pues, a diferencia de los estudios anteriores, determinó características importantes de los protocolos y la configuración de los factores estudiados para que los protocolos se desenvuelvan óptimamente. Aun así, este enfoque excluye la interacción de los factores, cuestión que podría aportar información valiosa, refinada y necesaria para mejorar el rendimiento de los protocolos.

Sin embargo, hay ocasiones en que los experimentos planteados no arrojan los datos necesarios para determinar una mejora significativa del sistema y en este caso deben actualizarse las métricas tomadas en consideración y diseñarse un nuevo experimento que maximice la cantidad de información obtenida o el grado de optimización logrado en el protocolo, para esto se quiere tomar en cuenta la teoría expuesta en [21], donde se explica el uso del enfoque del diseño adaptativo para la optimización y se hace una breve introducción a su aplicación.

Es necesario tomar en cuenta que el aporte de la presente investigación radica en utilizar el diseño de experimentos conjuntamente con la filosofía de los diseños adaptativos para la optimización al analizar el comportamiento de un protocolo de enrutamiento que proteja la seguridad y proponer un escenario donde las métricas que rigen tal protocolo hacen que el comportamiento sea óptimo en relación a la latencia.

Finalmente, con miras a probar la optimización propuesta se lleva a cabo un caso de estudio y para esto es necesario hacer uso de ambientes controlados donde se permita agregar o quitar alguna característica que cambie el funcionamiento del sistema, para validar cómo estos cambios afectan el sistema en general y qué partes del mismo específicamente, se usa el simulador desarrollado en [7] para el protocolo mencionado anteriormente en [28], el cual se diseñó de tal manera que permitiera configurar cada simulación a realizar.

1.2 Planteamiento del problema

Actualmente una de las herramientas más populares para navegar en Internet de manera anónima es la red Tor, esta red provee anonimato distribuyendo la información de manera aleatoria a través de una red de topología P2P, lo cual desafortunadamente incrementa la latencia en el envío de datos [1].

Con referencia a lo anterior en [28] plantearon un protocolo que provee anonimato y pretende disminuir la latencia utilizando técnicas de inteligencia artificial, sin embargo, aún se requería probar formalmente que esta técnica efectivamente reduce la latencia.

Por lo tanto, resulta oportuno crear un marco experimental basado en la teoría de diseño de experimentos que probara protocolos de enrutamiento de capa de aplicación

encargados de proveer anonimato con el fin de optimizar sus características de calidad.

1.3 Justificación

Los protocolos que proveen anonimato tienden a aumentar la latencia, perjudicando la usabilidad de los sistemas. Es evidente entonces que al proponerse nuevos protocolos que se orienten a proveer anonimato con poca latencia, se debe contar con un marco experimental que permita probar que efectivamente se está cumpliendo con el objetivo planteado el cuál es proporcionar anonimato con baja latencia adicional.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Crear un marco experimental para la optimización de protocolos de enrutamiento a nivel de capa de aplicación que protegen la privacidad

1.4.2 Objetivos específicos

- Definir las características de calidad de protocolos de enrutamiento a nivel de capa de aplicación que protegen la privacidad.
- Determinar los indicadores para identificar las variables controlables en los protocolos.
- Diseñar el proceso a seguir para optimizar los protocolos.
- Presentar un caso de uso del marco propuesto.

1.5 Metodología

La presente investigación se hace bajo el enfoque del llamado ciclo de Deming (figura 1.1) o PDCA (Plan, Do, Check, Act) [5], el cual representa una estrategia a seguir

para mejorar continuamente un producto o proceso. Esta metodología consta de cuatro etapas principales que fueron adecuadas al estudio y se describen a continuación:

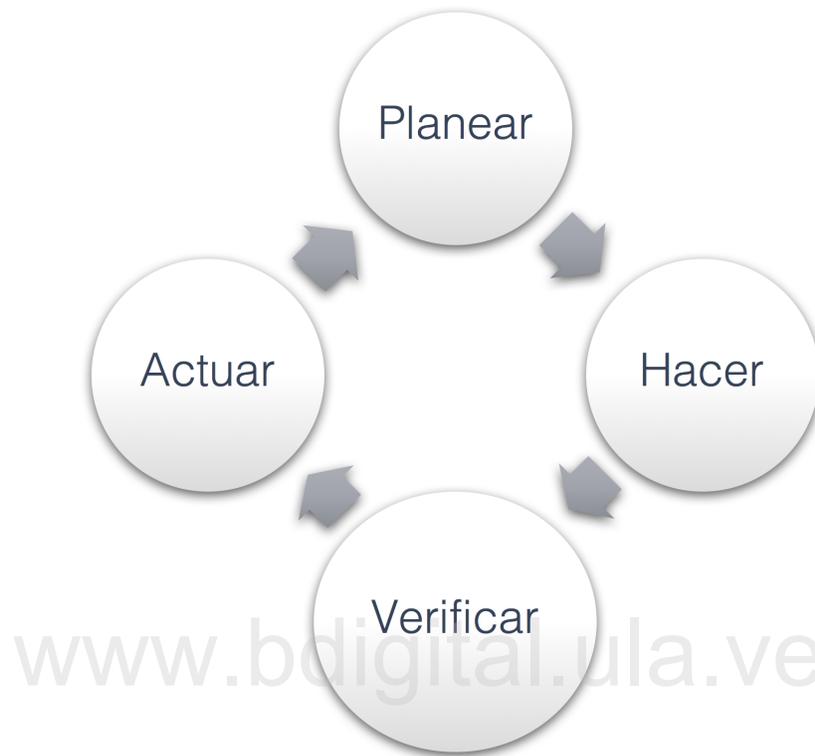


Figura 1.1: Ciclo de Deming

- Planear: Durante esta etapa se investiga, procesa y analiza información con el propósito de afrontar el problema en estudio. Esta etapa actuó como un refinador de información que permitió perfilar con mayor detalle el marco experimental propuesto y a su vez aportar mayor cantidad de referencias junto con una mejor estructura de las ideas elaboradas en cada uno de los capítulos restantes.
- Hacer: Luego de consultar una serie de referencias y comprender mejor los conceptos tratados y el problema de estudio, se procedió a plantear una primera aproximación del marco experimental para la optimización de protocolos en capa de aplicación, en principio se hizo a través de un diagrama que se fue refinando hasta llegar a ser la propuesta investigativa.

- Verificar: Con el propósito de refinar lo suficiente la propuesta se lleva a cabo una prueba formal de un protocolo usando el marco experimental propuesto.
- Actuar: Luego de obtener los resultados del caso de estudio se actualiza nuevamente la propuesta dando una estructura más estable al marco experimental.

Con base en lo aprendido, cada vuelta al ciclo implica necesariamente mejoras, ya que, en el peor de los casos, cuando no se consigue la mejora se ha logrado más conocimiento del proceso. Específicamente en la investigación se alternó entre la fase de planear, hacer, verificar y actuar repetidamente hasta lograr lo mostrado en los capítulos 3 y 4 y finalmente se llega nuevamente a la planeación para culminar el trabajo y proponer nuevos enfoques para abordar el tema.

www.bdigital.ula.ve

C.C. Reconocimiento

Capítulo 2

Marco Conceptual

El objetivo principal del marco conceptual de la investigación es ofrecer al lector una referencia acerca de los conceptos tratados en el estudio, para comprender el problema y la metodología experimental propuesta. Por lo tanto, en principio es importante contextualizar el diseño de experimentos y los factores involucrados en este tipo de metodología.

2.1 Marco Experimental

Según [30, p. 1] un marco experimental “consiste en un entorno estructural dentro del cual un usuario puede variar sistemáticamente una o más características estructurales clave”. Normalmente, el término experimental se aplica a todas las técnicas, prácticas y teorías que se crean con el objetivo de obtener nuevos y, especialmente, diferentes resultados a los que ya se conocen. Es decir, crear un marco experimental en cualquier investigación requiere la detección de una serie de factores que influyen sobre una o más variables, luego modificarlos a conveniencia y observar la respuesta del sistema que supone diferencia al comportamiento ya conocido.

En todo proceso intervienen distintos tipos de variables o factores, el primero de ellos a tener en cuenta es la variable(s) de respuesta pues a través de esta(s) variable(s) se conoce el efecto o los resultados de cada prueba experimental, por lo que generalmente son características de la calidad de un producto o variables que miden el desempeño

de un proceso. El objetivo de los estudios experimentales que buscan optimizar es encontrar la forma de mejorar el estado de la(s) variable(s) de respuesta. Por lo general, estas variables se denotan con la letra “y” [4].

Otro concepto importante a tener en cuenta en la experimentación, son los factores controlables que corresponden a las variables del proceso y se pueden fijar en un nivel dado. Por el contrario, también existen los factores no controlables, es decir, variables que no se pueden controlar durante el experimento o la operación normal del proceso [3].

Al momento de experimentar y, luego de haber determinado la(s) variable(s) de respuesta, conviene examinar cuáles serán los factores estudiados que son las variables que se investigan en el experimento, respecto a cómo influyen o afectan a la(s) variable(s) de respuesta. Los factores estudiados pueden ser controlables o no controlables y para que un factor pueda ser estudiado es necesario que durante el experimento se pruebe en, al menos, dos niveles o condiciones [20].

2.2 Diseño de Experimentos (DDE)

Cuando la optimización de un determinado proceso se enmarca dentro de un estudio experimental se hace muy a menudo seleccionando posibles factores importantes, variándolos uno a uno y evaluando su influencia en la respuesta o respuestas de interés. Sin embargo, el diseño experimental es una buena alternativa a este enfoque pues, para un número dado de experimentos el dominio experimental está completamente cubierto y los efectos de interacción entre factores pueden ser evaluados [32].

En tal sentido, la metodología conocida como el diseño de experimentos (DDE) o en sus siglas en inglés design of experiments (DOE), según [10, p. 5] consiste en “planear y realizar un conjunto de pruebas con el objetivo de generar datos que, al ser analizados estadísticamente, proporcionen evidencias objetivas que permitan responder las interrogantes planteadas por el experimentador sobre determinada situación”.

De forma similar, para [30, p. 2], el DDE consiste en “una cuidadosa descripción de cómo una hipótesis¹ particular puede ser probada experimentalmente”. Por lo tanto,

¹Una hipótesis consiste en una conjetura tal que: “Si el factor de tratamiento especificado toma la forma A, entonces los resultados experimentales que se observan en el sistema en estudio tomarán la forma B”.

cuando se busca optimizar un proceso, es esencial formular hipótesis que demuestren el comportamiento satisfactorio del sistema usando una combinación determinada de factores. Lo que diferencia a los DDE es que las técnicas estadísticas experimentales usadas son activas pues, no esperan que el proceso mande señales útiles, sino que éste se “manipula” para que proporcione la información necesaria para su optimización.

Cabe agregar que, el primer paso en el DDE es seleccionar los factores que se considera, por conocimiento del objeto de estudio, pueden tener efecto sobre la respuesta de interés. Obviamente, si se decide o interesa estudiar el efecto de un factor no controlable, parte de la problemática a superar durante el diseño es ver la manera en que se controlará durante el experimento tal factor.

Ahora bien, los diferentes valores que se asignan a cada factor estudiado en un diseño experimental se llaman niveles y la combinación de todos los niveles de los factores estudiados se llama tratamiento o punto de diseño, por ejemplo, para el caso de dos factores que se quieran estudiar en dos niveles respectivamente, la matriz de diseño² sería como se muestra en la tabla 2.1. Es necesario probar cada tratamiento y obtener el correspondiente valor de y . De acuerdo con estas definiciones, en el caso de experimentar con un solo factor, cada nivel es un tratamiento.

Tabla 2.1: Matriz de diseño para dos factores, dos niveles y una réplica. Fuente: Elaboración Propia.

Niveles de Factor 1	Niveles de Factor 2	Tratamiento	y
1	1	1	?
1	2	2	?
2	1	3	?
2	2	4	?

En síntesis, puede decirse que esta metodología sirve para diseñar las condiciones ideales de un producto, proceso o servicio para que cumpla con las expectativas usando el mínimo número de experimentos o pruebas. DDE es muy útil cuando tenemos entre manos un producto complicado cuyo resultado puede depender de una gran cantidad

²El arreglo formado por los diferentes tratamientos que serán corridos, incluyendo las repeticiones, recibe el nombre de matriz de diseño o sólo diseño

de variables que no controlamos y que debemos ajustar para optimizarlo.

En general, el diseño de experimentos se basa en una especificación explícita de los factores de tratamiento a ensayar; la gama específica de valores sobre los que se someterán a prueba estos factores de tratamiento; la forma en que se generarán, registrarán e informarán las observaciones; y los criterios que se utilizarán para evaluar el grado en que las observaciones parecen apoyar o rechazar la hipótesis.

2.2.1 Principios Básicos

Para diseñar un experimento que busque la mayor eficiencia posible y al mismo tiempo genere conclusiones significativas de los datos recolectados, es necesario un enfoque científico. Cuando el problema incluye datos que están sujetos a errores experimentales, la metodología estadística es el único enfoque objetivo de análisis, es decir, la validez del análisis de los datos se apoya en los principios básicos del DDE (aleatorización, repetición y bloqueo).

- **Aleatorización:** consiste en hacer las corridas experimentales en orden aleatorio (al azar) y con material también seleccionado aleatoriamente. Este principio aumenta la probabilidad de que el supuesto de independencia de los errores se cumpla, lo cual es un requisito para la validez de las pruebas estadísticas que se realizan. También es una manera de asegurar que las pequeñas diferencias provocadas por materiales, equipo y todos los factores no controlados, se repartan de manera homogénea en todos los tratamientos [18].
- **Repetición:** consiste en replicar varias veces un tratamiento o combinación de factores. Es preciso no confundir este principio con medir varias veces el mismo resultado experimental pues, repetir se basa en volver a correr un tratamiento, pero tomando en cuenta el orden que corresponde de acuerdo con la aleatorización. Las repeticiones permiten distinguir mejor qué parte de la variabilidad total de los datos se debe al error aleatorio³ y cuál a los factores [33].

³Es la variabilidad observada que no se puede explicar por los factores estudiados; resulta del pequeño efecto de los factores no estudiados y del error experimental [10].

- Bloqueo o formación de bloques: esta técnica busca mejorar la precisión de las comparaciones que se hacen entre los factores de interés. A menudo la formación de bloques se emplea para reducir o eliminar la variabilidad transmitida por factores perturbadores⁴, es decir, aquellos factores que pueden influir en la respuesta experimental, pero en los que no hay interés específico [12].

2.2.2 Diseño Completamente Aleatorio (DCA)

El diseño completamente al azar (DCA) es el más simple de todos los diseños basados en el análisis de varianza, pues sólo considera dos fuentes de variabilidad: los tratamientos y el error aleatorio. Este diseño se distingue porque todas las corridas experimentales se realizan en orden aleatorio completo y el objetivo es determinar si existe una diferencia significativa entre los tratamientos, para lo cual se compara la “varianza del tratamiento” contra la “varianza del error” y se determina si la primera es lo suficientemente alta con respecto a la segunda. Es necesario recordar que la aleatorización se emplea para prevenir la introducción de sesgos en el experimento y evitar la dependencia entre observaciones validando muchos de los procedimientos estadísticos más comunes [34].

2.2.3 Análisis de Varianza (ANOVA)

El análisis de varianza (o ANOVA: analysis of variance) es la herramienta central en el estudio de datos experimentales y se utiliza para determinar la influencia que las variables independientes tienen sobre la variable dependiente. La idea general de esta técnica es dividir la variabilidad agregada encontrada dentro de un conjunto de datos. En el caso del DCA se separan la variabilidad debida a los tratamientos y la debida al error, cuando la primera predomina sobre la segunda, se concluye entonces que los tratamientos tienen efecto sobre la variable respuesta, es decir, las medias son distintas. Mientras que cuando los tratamientos no dominan o contribuyen igual o menos que el error se concluye que los efectos son iguales, en otras palabras, que en realidad estos tratamientos no influyen significativamente en la variable respuesta [26]. El objetivo del

⁴También llamado factor nuisance o molesto.

ANOVA en el DCA es estudiar la hipótesis nula⁵ donde las medias de los tratamientos $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$ son iguales a la media de la variable de respuesta (μ) :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k = \mu \quad (2.1)$$

$$H_1 : \mu_i \neq \mu_j \text{ para algún } i \neq j \quad (2.2)$$

Si se acepta H_0 se confirma que los efectos de los tratamientos sobre la variable respuesta son nulos, y en caso de rechazar la hipótesis se estaría concluyendo que al menos un efecto es diferente de cero. Es importante resaltar que la verificación de la hipótesis se lleva a cabo usando la prueba F de Fisher, donde se rechaza la hipótesis nula si el valor de la significancia observada⁶ es menor que el valor de la significancia dada⁷. La información necesaria para estimar la significancia observada se escribe en la llamada tabla de ANOVA, allí se encuentran los grados de libertad para cada tratamiento, la suma de cuadrados, el cuadrado medio, el valor del estadístico de prueba (F) y el valor-p.

Cabe destacar que la validez de los resultados obtenidos en cualquier ANOVA depende del cumplimiento de los supuestos del modelo, es decir, que la variable respuesta (y) se represente con una distribución normal, que su varianza sea constante en cada tratamiento y, adicionalmente que cada observación de la variable sea independiente. Dado que la variable respuesta se comporta de igual forma que los residuos del modelo, estos supuestos sobre y pueden comprobarse si los residuos son normales con media cero, independientes entre sí y su varianza es constante, es decir, no varía en los diferentes niveles del factor.

Ahora bien, para comprobar cada supuesto existen pruebas analíticas y gráficas. En ocasiones y por sencillez, se prefiere el uso de las pruebas gráficas, entendiendo que, aunque no son “exactas”, en la mayoría de las situaciones prácticas proporcionan la evidencia suficiente en contra o a favor de los supuestos. Adicionalmente, se

⁵En todo estudio estadístico donde se estén comparando dos hipótesis, la hipótesis nula es verdadera mientras no se demuestre lo contrario.

⁶La significancia observada, o también llamado valor-p, es el valor del área bajo la distribución a la derecha del estadístico F , es decir, el valor-p = $P(F > F_0)$.

⁷La significancia dada o predefinida que se denota con α es el riesgo máximo que el experimentador está dispuesto a correr por rechazar H_0 indebidamente (es decir, el error tipo I), el valor de α normalmente es 0,05.

puede utilizar una prueba analítica para subsanar las ambigüedades que surjan en la interpretación visual (subjetiva) de las gráficas [10].

2.2.4 Diseño de un solo Factor

En ocasiones es necesario estudiar un factor en más de tres niveles y estos estudios se conocen como experimentos de un solo factor, donde cada uno de los niveles se consideran tratamientos. La cantidad de tratamientos es determinada por el experimentador según el caso de estudio y el número de observaciones por tratamiento (n) debe escogerse con base en la variabilidad que se espera observar en los datos. Cuando se está analizando un experimento con un solo factor, se hace uso de una serie de gráficas y pruebas de rangos múltiples para observar la variabilidad en cada par o grupo de tratamientos, es decir, el nivel de efecto que tienen sobre la variable respuesta (y) [2].

2.2.5 Diseño Factorial 2^k

El diseño factorial se basa en estudiar el efecto individual y de interacción de varios factores sobre una o varias respuestas y , por lo tanto, una de las aplicaciones más importantes de este tipo de diseño es determinar una combinación de niveles de factores donde el proceso se desempeñe de la mejor forma. Para estudiar la influencia de cada factor sobre la variable de respuesta es necesario elegir al menos dos niveles de prueba para cada uno de ellos. En el diseño factorial completo la matriz de diseño o arreglo factorial es todo el conjunto de tratamientos que pueden formarse considerando todas las posibles combinaciones de los niveles de los factores y tomando en cuenta la cantidad de réplicas, es decir, las veces que se corre cada tratamiento. Para obtener el número de corridas experimentales se multiplica el número de tratamientos por la cantidad de réplicas.

Para efectos del diseño factorial, se eligen al menos dos niveles de prueba para cada factor a modo de estudiar su influencia sobre la variable de respuesta y , se conoce como diseño factorial completo a la matriz de diseño o arreglo factorial donde se incluye todo el conjunto de tratamientos que pueden formarse considerando todas las posibles

combinaciones de los niveles de los factores y tomando en cuenta la cantidad de réplicas, es decir, las veces que se corre cada tratamiento. Para obtener el número de corridas experimentales se multiplica el número de tratamientos por la cantidad de réplicas [16].

Vinculado al concepto anterior se encuentra el diseño factorial completo 2^k , es decir, aquellos experimentos que constan de k factores con dos niveles de prueba cada uno. Este diseño es útil principalmente cuando el número de factores a estudiar está entre dos y cinco ($2 \leq k \leq 5$), rango en el cual su tamaño se encuentra entre 4 (2^2) y 32 (2^5) tratamientos pues es una cantidad posible de experimentos en la mayoría de situaciones. Si el número de factores es mayor que cinco se recomienda utilizar un factorial fraccionado. En general, los diseños factoriales de dos niveles, sean completos o fraccionados, constituyen el conjunto de diseños de mayor impacto en las aplicaciones, especialmente en la industria e investigación, debido a su eficacia y versatilidad [25].

2.2.6 Regresión Lineal

Un modelo de regresión lineal es el conjunto de técnicas usadas para explorar y cuantificar la relación de dependencia entre una variable cuantitativa llamada dependiente o respuesta y una o varias variables llamadas independientes o predictoras, dicho de otra forma, es un modelo que explica en forma matemática el comportamiento de una variable de respuesta en función de una o más variables independientes. En los diseños factoriales 2^k se puede expresar la relación de los factores y la variable respuesta a través de una ecuación de regresión lineal simple [9].

En lo que respecta a los diseños factoriales 2^k , el modelo de regresión lineal se usa con el fin de validar el experimento mediante el análisis del modelo, donde se observa específicamente la calidad del ajuste, es decir, el grado en que los factores estudiados pueden predecir la variable respuesta. Entendiendo que el porcentaje de ajuste del modelo determina la veracidad de los resultados pues, si el ajuste no es correcto, esto indica que la región experimental tomada en cuenta no es adecuada (es decir, no es posible hallar el mejor comportamiento del proceso a través del experimento) y hay otros factores que debemos ingresar al estudio o por el contrario es necesario agregar mayor cantidad de niveles en los factores ya estudiados. De cualquier forma, es necesario saber que un ajuste deficiente del modelo implicará un cambio en el diseño

del experimento.

2.2.7 Diseño adaptativo para la Optimización

Este enfoque es conocido como Adaptive Design Optimization (ADO) y se basa en el más ambicioso de todos los objetivos en la simulación, que es encontrar un conjunto de valores donde se optimice (maximicen o minimicen) el rendimiento de la respuesta y específicamente en aquellas ocasiones donde los experimentos no arrojan las respuestas buscadas o el nivel de mejoras logrado no es suficiente, por lo que es necesario experimentar de manera secuencial hasta encontrar el nivel de mejoras deseado [32].

En efecto, la capacidad de afinar un experimento sobre la marcha permite identificar y aprovechar las diferencias individuales a medida que avanza el experimento, para esto debe analizarse y evaluarse cada recolección de datos y luego ajustar el siguiente estímulo en consecuencia, reduciendo potencialmente el número de exploraciones mientras se está maximizando la utilidad de cada exploración. Al combinar la precisión predictiva y de inferencia que poseen los modelos estadísticos, ADO puede hacer que la experimentación sea informativa y eficiente, haciendo que la herramienta sea atractiva en múltiples frentes. ADO permite aprovechar al máximo el espacio de diseño de un experimento buscando repetidamente, en cada etapa, aquellos diseños que deberían ser máximamente informativos sobre el modelo en consideración. En situaciones de uso intensivo de recursos, la eficiencia de ADO puede reducir el costo de los equipos y el personal [15].

Desde este punto de vista, el diseño de experimentos permite al usuario extraer la mayor cantidad de información posible siempre que el diseño esté acorde con el caso de estudio y, si las condiciones de la variable respuesta o parámetros cambian luego de haber llevado a cabo un experimento entonces el estímulo siguiente debe cambiar en consecuencia, buscando obtener la información deseada del proceso. En tal sentido, la metodología de optimización actuaría como un árbol jerárquico de decisión donde cada avance consiste en buscar el mejor mini experimento a ejecutar, tomando en cuenta los resultados anteriores e infiriendo los resultados logrados y, donde la condición de parada es haber obtenido los valores para cada factor que ocasionan una respuesta satisfactoria de la variable dependiente [22].

2.3 Software R

R es un lenguaje que corre sobre un software con el mismo nombre, producto de un proyecto GNU, que fue desarrollado en los Laboratorios Bell por John Chambers y sus colegas. R actualmente ofrece una amplia variedad de librerías para implementar computacionalmente herramientas estadísticas y técnicas gráficas, adicionalmente está disponible como software libre bajo los términos de la Licencia Publica General de GNU, versión 2, Junio de 1991 [31].

2.4 Protocolo de Enrutamiento en Capa de Aplicación

En esta investigación, se entiende como enrutamiento al proceso en el que los enrutadores aprenden sobre redes remotas, encuentran todas las rutas posibles para llegar a ellas y luego escogen las mejores rutas para intercambiar datos entre las mismas. Sin embargo, al principio un enrutador no conoce ninguna otra red más que la que está directamente conectada a él, y para que un enrutador pueda llevar a cabo el enrutamiento, primero debe saber de la existencia de redes remotas, para que esto suceda, el enrutador tiene que estar configurado con enrutamiento dinámico y/o enrutamiento estático.

En el enrutamiento estático, el administrador de la red le indica al enrutador el camino para llegar a las redes remotas. En otras palabras, el administrador configura manualmente las rutas estáticas en el enrutador. Mientras que el enrutamiento dinámico se logra mediante el uso de uno o más protocolos de enrutamiento.

En tal sentido, los protocolos de enrutamiento son el conjunto de reglas utilizadas por un enrutador cuando se comunica con otros enrutadores con el fin de compartir información de enrutamiento, es decir, le indica al enrutador como enrutar. Finalmente, aquellos protocolos que usan otros protocolos de transporte de capas inferiores para enrutar se conocen como protocolos de enrutamiento que corren sobre la capa de aplicación del modelo OSI⁸ [23].

⁸El modelo OSI es el estándar que caracteriza las funciones de comunicación de los sistemas informáticos

2.5 Anonimato

Un sujeto es anónimo cuando no puede ser identificado dentro de un conjunto de sujetos, denominado el conjunto anónimo. Este conjunto está conformado por todos los posibles sujetos que pueden causar o estar relacionados con una acción y dentro de este contexto, no ser identificado significa que ese sujeto no puede ser distinguido de forma única o particular dentro de ese conjunto [27].

Visto de esta forma un sujeto actúa anónimamente cuando, desde el punto de vista del atacante, su acción no puede relacionarse con su identidad, dado que dentro del conjunto anónimo cualquiera podría ser el causante de la acción y el atacante no podría distinguir al responsable.

En síntesis, el anonimato debe permitirle a un sujeto utilizar recursos o servicios sin revelar su identidad, sin embargo el anonimato por si mismo no procura proteger la identidad de un usuario en un ámbito general, por el contrario lo que pretende es evitar que otros usuarios o sujetos puedan determinar la identidad de un usuario cuando éste genera una acción u operación en particular.

representándolos en una jerarquía de capas de abstracción [8]

Capítulo 3

Marco Experimental

Con el objetivo de optimizar aquellos protocolos en capa de aplicación que proveen anonimato a niveles cuestionables de latencia, se propone un estudio formal del comportamiento del protocolo basado en las variables que influyen sobre la latencia y luego, la búsqueda del mejor valor para cada factor, con un enfoque basado en DOE.

Este capítulo describe la estructura del marco experimental propuesto, donde inicialmente se menciona el problema, los objetivos y la variable dependiente que se va a optimizar, luego se presenta un diagrama de flujo donde se explica a grandes rasgos el diseño de experimentos propuesto específicamente para optimizar los protocolos en estudio y finalmente se describen los módulos experimentales con mayor detalle.

3.1 Módulo 0: Contexto

El primer paso para analizar algún protocolo se establece en este módulo, denominado “contexto”, donde se debe tomar en cuenta los objetivos para los que el marco experimental fue diseñado y la forma en que puede medirse el éxito de cada experimento.

Como ya se ha mencionado anteriormente, es necesario entender que el verdadero propósito del marco experimental propuesto es analizar protocolos en capa de aplicación que protegen la privacidad para establecer valores en los cuales el protocolo estudiado se desempeña óptimamente con relación al tiempo de respuesta. Por lo tanto, el éxito de

la aplicación del marco propuesto será medido en la cantidad y calidad de las inferencias estadísticas que se formulen respecto al protocolo y al entorno controlado donde se desarrolla, adicionalmente luego de haber llevado a cabo el modelo experimental propuesto, el protocolo debe presentar un mejor rendimiento que en su estado inicial.

Es importante mencionar que el marco propuesto se llevó a cabo como una guía para que el experimentador se informe, a grandes rasgos, de los temas en los que debe indagar en cada de una de las etapas y por lo tanto tiene un enfoque práctico, de manera que se indique principalmente a los usuarios cuáles son las etapas y actividades que deben llevarse a cabo para aplicar el DOE. Se buscó que el marco propuesto fuera explicado sencilla y brevemente, evitando términos estadísticos innecesarios para que posea utilidad práctica en el caso que se cuente con escasa formación estadística; entendiendo que existe hoy en día una diversidad de software comercial para ayudar en la experimentación, especialmente para realizar cálculos y construir gráficos. Por ello, en el presente trabajo, no se enfatizan los cálculos ni como construir tales gráficos ya que está enfocado para su aplicación en el software R.

Otro de los lineamientos a tener en cuenta antes de comenzar con el análisis del protocolo, es la característica de calidad o variable dependiente denominada "tiempo de respuesta". Esta variable se determinó luego de haber analizado los protocolos en capa de aplicación que protegen la privacidad, pues este tipo de protocolos en específico tienen como estimadores de calidad primordialmente el nivel de anonimato y la latencia.

Luego, para elegir qué variable específicamente tomar en cuenta en el estudio se comparó la importancia de medir cada una de las posibles variables respuesta, tomando en cuenta el grado de facilidad y certeza con el que se puede medir cada variable, el ambiente donde se va a observar el protocolo y sus distintos factores controlables, el impacto que cada uno de estos factores tiene sobre la variable y que esta característica refleje mejor la magnitud del problema. En este sentido, la evaluación del rendimiento de los sistemas informáticos es un trabajo complejo y desafiante. Al estar compuesto de múltiples recursos, el funcionamiento de dichos sistemas se caracteriza como un proceso dinámico donde hay que analizar con detenimiento qué variable define mejor el sistema [14].

Durante el desarrollo de este tipo de estudios es importante no confundir

la experimentación secuencial con la experimentación de prueba y error. La experimentación secuencial en cada fase sigue una estrategia bien definida y pensada; por lo tanto, en cada fase se obtienen resultados y conclusiones importantes que permiten generar soluciones y conocimiento más refinado para plantear de mejor manera la siguiente fase de experimentación. Por lo tanto, el éxito de un experimento radica en la calidad de su planeación.

Finalmente, el diseño que se propuso para llevar a cabo el estudio experimental de protocolos de enrutamiento en capa de aplicación que protegen la privacidad, esta descrita en la figura 3.1 donde se presentan cuatro módulos que se describen a continuación.

3.2 Módulo 1: Visión Global del Sistema

Para utilizar los métodos estadísticos en general, en primer lugar, se requiere que el experimentador tenga un buen nivel de conocimiento técnico y práctico sobre el fenómeno o proceso que estudia, de tal forma que pueda vislumbrar con cierta facilidad cuáles son los aspectos clave del fenómeno y sea capaz de plantear conjeturas precisas, vislumbrar el tipo de relaciones entre las variables de respuesta y los posibles factores a estudiar. Todo esto ayudará a seleccionar mejor los factores y sus niveles, así como el diseño que es mejor aplicar. Además, ese conocimiento permitirá sacarle un provecho real al análisis estadístico de los resultados y obtener conclusiones que generen aprendizaje y soluciones. Esta fase de planeación comprende la realización de las siguientes actividades:

3.2.1 Diagrama de Entradas, Proceso y Salida

En primer lugar, se propone construir un modelo de entrada, proceso, salida (fuente), donde el proceso sea de caja cerrada y corresponda al funcionamiento del protocolo y, la salida sea el tiempo de respuesta o latencia, de esta forma se busca identificar con rapidez cuáles son los posibles factores a estudiar, entre ellos cuáles son controlables y cuáles según la experticia y estudio previo del protocolo se crea que influyen directamente sobre la variable respuesta.

3.2.2 Estudiar el Protocolo

El experimentador debe pasar por un proceso de familiarización con el protocolo que desee estudiar, pues debe aprender el funcionamiento interno del protocolo, es decir, el procedimiento para seleccionar las rutas por las cuáles se envían los datos, como provee anonimato, si hay inteligencia asociada al cálculo del envío de paquetes, forma de encriptar la información y por supuesto dónde sería el ambiente deseado para estudiar el protocolo, bien sea en un simulador donde se observe con detenimiento el funcionamiento del protocolo o en un sistema real que se controle de cierta forma para llevar a cabo las pruebas y cambios en los parámetros.

3.2.3 Definir posibles factores influyentes

Esta fase comienza con la identificación de las variables que puedan influir en la respuesta y su clasificación. Posteriormente, según el conocimiento actual sobre el efecto de los factores, se determinan los rangos de los mismos.

Para determinar los factores que deben investigarse, se recomienda incluir en el experimento a cada factor que pueda tener una influencia importante en la respuesta. Cuando de entrada son muchos los factores (más de 10), algunos se podrán descartar con un análisis a fondo acerca del funcionamiento del protocolo y el área donde se va a experimentar, usando toda la información disponible y los conocimientos técnicos del proceso. Si después de esto el número de factores aún es grande, en primera instancia se puede correr un diseño factorial fraccionado saturado¹ que permita detectar, con un mínimo de pruebas, aquellos factores que parecen tener mayor influencia en la respuesta. En una segunda etapa experimental se pueden realizar experimentos más informativos sobre los factores que resultan importantes.

Así mismo, al comenzar a experimentar es necesario elegir los niveles de prueba para cada factor, se recomienda al experimentador que tales valores representen los límites del factor o el intervalo donde se quiere estudiar el comportamiento propio de éste. Para probar el impacto de un factor en general bastan dos niveles, salvo algunos, que por su naturaleza necesitan tres o más. También es importante la separación que

¹Para mayor información acerca de este tipo de diseños puede irse al Capítulo 8 del [10].

se elija entre un nivel y otro en un factor dado. Los niveles muy juntos no sirven para detectar el efecto de ese factor, mientras que niveles muy separados pueden causar problemas en la varianza de los datos. Se debe recurrir al conocimiento del protocolo, de tal forma que los niveles representen opciones de búsqueda sobre en qué nivel se debe operar el proceso, recordando que en un experimento se buscan soluciones y también generar conocimiento.

Hay situaciones en donde es difícil fijar en forma más o menos exacta el nivel de un factor, tanto durante el experimento como en condiciones reales; entonces, en este caso quizás el nivel de un factor sea un rango de variación, cuyo centro es el nivel “teórico” de tal factor, pero en este caso se debe tener cuidado de que los rangos en los que se movería el factor en cada nivel no se traslapen. De esta forma, hay que asegurarse de que para cada factor se logre tener por lo menos dos condiciones de prueba realmente diferentes.

Si el factor no es numérico, se deben seleccionar por lo menos dos estados representativos de tal factor. También puede ocurrir que, por su naturaleza, el factor tenga un número finito de niveles, en cuyo caso podría ser de interés para el experimentador probarlos todos en el estudio.

Cuando no se sabe cuáles niveles utilizar en un factor, es recomendable realizar corridas preliminares del proceso, moviendo sólo ese factor y con esta información seleccionar los niveles a utilizar en el experimento. Se eligen dos niveles del factor y se realizan un par de corridas del proceso en cada nivel, manteniendo fijos todos los factores restantes. Si los resultados promedio en cada nivel son distintos, es que ya se encontraron dos niveles adecuados para el factor. Pero si la distancia es menor, se abren un poco más los niveles y se vuelven a obtener datos, y así hasta separar las medias a la distancia requerida. Si el factor tiene poco o nulo efecto, será prácticamente imposible encontrar dos niveles que satisfagan la condición, en cuyo caso se eligen los niveles más abiertos. Inicialmente, no se debe omitir este tipo de factores, pues puede tener un efecto importante al interactuar con los demás factores en el experimento.

3.2.4 Estudiar el ambiente de desarrollo

En esta actividad en particular se pide al experimentador que estudie y describa el ambiente sobre el cual se va a desenvolver el protocolo, es decir, si es un simulador, se debe estudiar el funcionamiento y los parámetros que tiene disponibles para mover o fijar durante el experimento, por ejemplo, la cantidad de computadoras simuladas, el retardo prefijado para cada uno de los usuarios de la red, entre otros. En el caso de ser un sistema real sobre el que se esté poniendo en práctica el protocolo debe buscarse fijar un escenario de estudio de forma de bloquear una serie de parámetros de ruido que pudiesen influir en los resultados, por ejemplo, que para todas las corridas sean los mismos usuarios intercambiando los mismos paquetes o que la red tenga un estándar de velocidad

3.2.5 Definir estado fijo para la experimentación

Sea cual sea el ambiente estudiado, luego de haber analizado su funcionamiento, es necesario usar el principio de bloqueo anteriormente mencionado en el Capítulo 2 de la presente investigación para fijar un escenario de estudio que elimine una cantidad innecesaria de variables de ruido que influyan sobre la variable respuesta para que efectivamente pueda estudiarse el comportamiento del protocolo.

3.3 Módulo 2: Dirección

En todo proceso de DOE se debe definir una dirección que va totalmente de acuerdo con la información desarrollada en las etapas anteriormente descritas.

3.3.1 Definir hipótesis de estudio

La hipótesis de estudio debe determinarse de acuerdo a los resultados que se quieren lograr, es decir, es aquella afirmación que se quiere probar su veracidad en un conjunto de datos. En este tipo de diseño experimental se busca que sea de forma secuencial pues las hipótesis se irán refinando de acuerdo con los resultados de los experimentos realizados con anterioridad, en principio la hipótesis principal se basa en determinar

cuáles son los factores influyentes en la variable respuesta para luego definir el valor óptimo para cada factor, sin embargo, a medida que vaya avanzando la investigación esta hipótesis puede variar, por ejemplo a determinar si el comportamiento de un factor es de una forma u otra y en este caso se necesita otro tipo de diseño experimental, es por esto que primero se plantea que es lo que se quiere buscar con el experimento y luego se decide cuál es el mejor diseño para afrontar la hipótesis.

3.3.2 Escoger el diseño adecuado

Aquí se debe elegir el conjunto de pruebas que se van a correr, y esto resulta de la cantidad de factores y niveles seleccionados; también es necesario considerar el costo y el tiempo requeridos. Por ello, es preciso desarrollar las siguientes actividades:

- Con base en los factores y niveles seleccionados determinar si es factible aplicar un diseño factorial. Es decir, verificar si es posible correr en el proceso cualquier combinación de niveles de factores o si hay situaciones como las siguientes:
 - Por alguna razón se dificulta la aleatorización de un factor, ya sea porque cambiar de un nivel a otro es difícil, toma tiempo o es costoso. En este caso si el factor no se considera decisivo, se puede plantear estudiar como bloque y podría ser un diseño factorial en bloques ².
 - Algunos tratamientos son difíciles o imposibles de correr, como la combinación con los niveles altos de todos los factores. En este caso si se tienen muchos factores, entonces el diseño que se aplicará probablemente sea un factorial fraccionado y, por lo tanto, se seleccionaría la fracción que no tiene esos tratamientos difíciles de correr. En caso de que no existan suficientes factores para lograr un factorial fraccionado, habrá que reconsiderar la selección de niveles para el factor que impide en mayor medida correr el o los tratamientos problema.
- Proponer un primer diseño que tome en cuenta el número total de corridas, costos, tiempos, etcétera.

²“El objetivo del experimento repartido en bloques es estudiar el efecto de los k factores sobre la respuesta y conocer la pertinencia de haberlo considerado” [10, p. 217].

- Investigar si hay algún factor de ruido o bloque que podría estar actuando durante el experimento, por ejemplo, si se tiene en mente correr un diseño factorial 2^k y es necesario correrlo en diferentes bloques, entonces se debe decidir qué corridas deben ejecutarse en cada bloque.
- Decidir el diseño específico que se correrá incluyendo el orden (aleatorio) en el que se efectuarán las pruebas. Es preciso verificar que con el diseño elegido se puede cumplir el objetivo, es posible superar de manera adecuada las situaciones o restricciones prácticas y el diseño se puede correr con un costo y tiempo razonables. Para el número de réplicas, se deben seguir las recomendaciones que se han dado para cada diseño en particular.

Un aspecto crítico a la hora de seleccionar un experimento es el costo que implicará llevarlo a cabo, ya que se deben considerar todos los recursos que se invertirán en el experimento, entre los que se encuentran: material, energía, tiempo hombre y tiempo máquina. Debe buscarse que el gasto de recursos sea lo menor posible, al mismo tiempo que se cumplan los objetivos del experimento con la precisión deseada.

3.3.3 Establecer niveles para el estudio

En este caso, se entiende que anteriormente se han definido dos niveles para cada factor, sin embargo, si se ha decidido usar un diseño completamente aleatorio con un solo factor entonces todos los valores en los que se va a probar dicho factor son niveles y deben definirse nuevamente de forma pertinente de acuerdo al diseño que se piensa correr.

3.4 Módulo 3: Experimentación

3.4.1 Definir matriz de diseño en Excel

En esta etapa se diseña una hoja de trabajo en la que se especifique de manera clara cada prueba, el orden en que será corrida y la forma en que se medirán los resultados o se coleccionarán los datos de la prueba. Adicionalmente deben detallarse las instrucciones

específicas que se seguirán en ciertas pruebas experimentales y completar todos los detalles de logística, como días, hora, materiales que se utilizarán y máquinas donde se harán las pruebas. La notación de signos $+$, $-$ (o si equivalente, 1 y -1) es práctica para escribir las matrices de diseño; esta notación, combinada con la de Yates³ permite representar y calcular fácilmente los efectos de interés. En este sentido la notación de Yates [(1), a, b, ab] tiene un significado diferente a las demás: con ella se representa el total o la suma de las observaciones en cada tratamiento, más que al tratamiento mismo. Hay que observar que la lógica de la notación de Yates es la siguiente: si una letra minúscula está presente, entonces el factor correspondiente se encuentra en su nivel alto; si está ausente, el factor está en su nivel bajo; por ejemplo, ab se refiere al tratamiento en el que los factores A y B están en su nivel alto.

3.4.2 Ejecutar experimento

En esta parte del marco experimental se realiza el experimento, es decir, debe aplicarse el plan previsto en la etapa previa haciendo uso del escenario previamente fijado y modificando los factores según los especifique la matriz de diseño.

3.4.3 Obtener datos e importar a R

Aquí es necesario anotar los resultados de cada uno de los experimentos en la matriz de diseño y luego importar el documento al software R para comenzar con el análisis.

3.5 Módulo 4: Comprobación

En la primera corrida del diagrama de flujo para aplicar DOE a la optimización de protocolos es necesario comprobar que el modelo a tratar es lineal, no lo es o tiene algún factor de ruido que debe bloquearse para volver a correr el modelo, esta etapa corrobora la información luego de aplicar un modelo de regresión lineal de primer orden donde a través de sus resultados, observando específicamente el coeficiente de ajuste (o R ajustada) sabremos el porcentaje en el que el modelo actual puede predecir los

³Para mayor información acerca de la notación de Yates puede irse a [10].

datos obtenidos para la variable respuesta, en otras palabras, el porcentaje en que este modelo es lineal o no lo es.

De acuerdo a los resultados, o bien se puede bloquear un nuevo factor de ruido considerado o bien se propone un modelo de segundo grado, específicamente un modelo factorial de 3^k completo o fraccionado, de acuerdo con la cantidad de factores.

Adicionalmente este modelo de regresión, si se ajusta correctamente (es decir, tiene un porcentaje de ajuste por encima de 70%), permite al investigador predecir el comportamiento de la variable respuesta y de allí podría plantearse un modelo de optimización simplex para proponer una optimización matemática.

3.6 Módulo 5: Análisis de Resultados

Luego de haber importado los datos al software R y comprobar que efectivamente el modelo planteado se ajusta bien a los datos es momento de llevar a cabo un estudio de varianzas para determinar cuáles son los factores influyentes con un estudio de ANOVA y para el caso que sea un solo factor con varios niveles, para estudiar cual nivel es más significativo que otros se usan las pruebas de comparaciones múltiples.

3.6.1 ANOVA

Para llevar a cabo el estudio de varianzas denominado ANOVA se hace uso del software R usando la librería “stats” y el comando específico “aov”. Para ingresar los valores al modelo debe indicársele cuál es la variable respuesta y cuáles son las variables independientes⁴.

En este sentido la importancia del ANOVA radica en la comprobación de cuáles son los efectos principales para el experimento que se está corriendo. Para determinar esto, la tabla ANOVA tiene un valor-p, que se expresa en la última columna y, que se encarga de determinar el grado de significancia para cada valor. Si es menor a 0,05 comienza a ser significativa con un asterisco y va aumentando de nivel hasta tener tres asteriscos. Para el caso de los estudios próximos se recomienda el uso de valores siempre menores a 0,05, en el caso de que no todos los factores sean significativos, deben

⁴Para mayor información acerca del modelo ANOVA en R consultar [13].

eliminarse aquellos que no lo sean y volver a calcular un nuevo ANOVA mejorado solo con factores relevantes, esto con el fin de refinar más el modelo y obtener mejores resultados.

Luego de obtener los resultados del mejor ANOVA para el experimento, es necesario recordar que la validez de los resultados obtenidos, en cualquier análisis de varianza, queda subordinado al cumplimiento de los supuestos del modelo. Estos supuestos son: normalidad, varianza constante (igual varianza de los tratamientos) e independencia. Esto significa que la variable respuesta se debe distribuir de manera normal, con la misma varianza en cada tratamiento y las mediciones deben ser independientes.

En este sentido, es una práctica común utilizar la muestra de residuos para comprobar los supuestos del modelo, dado que, si los supuestos se cumplen, los residuos o residuales se pueden ver como una muestra aleatoria de una distribución normal con media cero y varianza constante. Los residuos, se definen como la diferencia entre la respuesta observada en el experimento y la respuesta predicha por el modelo del ANOVA, lo cual permite hacer un diagnóstico más directo de la calidad del modelo, ya que su magnitud señala qué tan bien describe a los datos el modelo.

- Normalidad

- Gráfica: esta opción de comprobación se basa graficar los residuos en papel o en la gráfica de probabilidad normal que se incluye casi en todos los paquetes estadísticos. Esta gráfica del tipo X-Y tiene las escalas de tal manera que si los residuos siguen una distribución normal, al graficarlos tienden a quedar alineados en una línea recta y diagonal; por lo tanto, si claramente no se alinean se concluye que el supuesto de normalidad no es correcto. Cabe enfatizar el hecho de que el ajuste de los puntos a una recta no tiene que ser perfecto, dado que el análisis de varianza resiste pequeñas y moderadas desviaciones al supuesto de normalidad.
- Analítica: para comprobar el supuesto de normalidad existen una gran variedad de pruebas dedicadas a comparar hipótesis, donde la hipótesis nula es que los datos provienen de una distribución normal, mientras que la hipótesis alternativa es que los datos no provienen de una distribución normal,

estas pruebas arrojan un valor llamado p-value y si éste tiene el valor por encima de 0,05 se entiende que los datos son normales, de lo contrario los datos no se distribuyen de manera normal. Para el caso de la investigación se usaron las pruebas de Shapiro-Wilks y Anderson-Darling.

- Homocedasticidad

- Analítica: la prueba de Bartlett se utiliza para probar si k muestras provienen de poblaciones con la misma varianza. A las varianzas iguales se llama homocedasticidad u homogeneidad de varianzas. Este test también le proporciona un valor p-value y en este caso si el valor está por encima de 0,05 indica que las muestras tienen varianzas homogéneas. Sin embargo, el test de Bartlett solo puede aplicarse si se prueba con anterioridad que las muestras se distribuyen normalmente, mientras que, el test de Levene puede aplicarse para datos que no sean normales y su p-value actúa de la misma manera que en el test de Bartlett.

- Independencia

- Analítica: la prueba Durbin-Watson se usa para corroborar que los residuos de un modelo de regresión lineal o múltiple son independientes y este test tiene una particularidad y es que arroja un valor denominado “ d ” y este número se compara con dos valores tabulados (dL y dU)⁵ para analizar el resultado de la prueba. En este caso:

Si $d < dL$ entonces, los datos no son independientes

Si $d > dU$ entonces, los datos son independientes

Si $dL < d < dU$ en este caso, no puede concluirse nada

Si los supuestos no se cumplen tenemos que ver en que sentido afectan a las conclusiones. Si éstas resultan muy afectadas, entonces tenemos que analizar por qué los supuestos no se cumplen y actuar en consecuencia. Por ejemplo, si el problema es la falta de varianza constante, pero el tratamiento ganador se ubica entre los que tienen

⁵Para mayor información acerca de los valores tabulados del test de Durbin-Watson encontrarlo en [20].

menor varianza, entonces no hay mayor problema. Si está entre los que tienen mayor varianza, entonces habrá que transformar los datos y rehacer el análisis⁶.

3.6.2 Pruebas de comparaciones múltiples

Cuando se está haciendo un estudio para un solo factor en varios niveles y en el análisis de ANOVA se determina que el factor no es significativo entonces el objetivo del experimento está cubierto y la conclusión es que los tratamientos no son diferentes. Si por el contrario el factor es significativo en el ANOVA, entonces es necesario investigar cuáles tratamientos resultaron diferentes, o cuáles provocan la diferencia probando la igualdad de todos los posibles pares de medias. Para llevar a cabo este estudio se han propuesto varios métodos, conocidos como métodos de comparaciones múltiples o pruebas de rango múltiple. La diferencia primordial entre los métodos radica en la potencia que tienen para detectar las diferencias entre las medias.

3.6.3 Análisis de resultados

Una vez que se ha depurado el modelo, y se tiene el mejor ANOVA, es preciso analizar con detalle lo que ha pasado en el experimento, para ello se contemplan los siguientes aspectos:

- Ver los factores y efectos que influyeron de manera significativa en la variable respuesta, y también señalar los factores que no tuvieron un impacto considerable. Contrastar esto con las conjeturas previas y señalar lo más importante.
- Interpretar con detalle los efectos más significativos para cada variable de respuesta, considerar, por ejemplo, la manera en que el tiempo de respuesta responde a los cambios en los diferentes factores. Es preciso hacer énfasis en las interacciones, y estudiar cómo estos efectos ayudan a conocer mejor el proceso y a corroborar o desechar conjeturas.
- Determinar cuál es la respuesta esperada en el mejor tratamiento.

⁶Para información acerca de las posibles transformaciones de la variable respuesta consultar [24].

3.7 Módulo 6: Calibración

Muchas veces, aunque el experimento se haya planeado y realizado bien, éste no es definitivo ni concluyente en el sentido de que siempre quedan cuestiones pendientes, surgen nuevas preguntas o hipótesis acerca del problema. El camino a seguir después del primer experimento se basa en los resultados obtenidos hasta este momento en la experimentación.

En ocasiones, la necesidad de volver a experimentar se debe a una planeación inadecuada del primer experimento. Un error crítico y común es seleccionar de manera inadecuada el ancho entre los niveles de los factores, que sólo se corrige corriendo otra vez el experimento o una parte de éste. Otro error es no haber incluido o no controlar adecuadamente un factor que tiene un efecto potencialmente importante. Es necesario aprender de este tipo de errores y diseñar un nuevo experimento de una mejor manera. El tratamiento para tal error es conocido como “reescalar”.

Por otro lado, también podría necesitarse quitar un factor pues puede haberse comprobado que no afecta de ningún modo a la respuesta, y se puede agregar otro que no se había considerado por alguna razón pero que ahora interesa estudiar su efecto. Es recomendable que, desde el primer experimento, no se deje ningún factor controlable fuera del estudio, dado que éste tiene posibilidades de afectar la variable respuesta ya sea solo o interactuando.

Se recomienda replicar o repetir el experimento, al menos parcialmente, cuando hay efectos para los cuales no se pudo ser concluyente, en el sentido de que no quedó claro si afectan o no. En el ANOVA, estos efectos se distinguen porque sus valores-p son mayores que 0.05 pero a la vez pequeños, por ejemplo, son menores que 0.1. El Pareto de efectos las barras correspondientes a tales efectos tienen longitud intermedia. Una manera de solucionar esta situación es correr más repeticiones o réplicas (una más) del experimento. Las repeticiones auténticas permiten tener un mejor estimador del error y mejora sensiblemente el análisis de varianza.

Cuando en un estudio experimental ningún o casi ninguno de los factores estudiados es significativo, se debe sacar provecho de lo realizado y tratar de entender por qué ningún efecto fue significativo, a pesar de que las conjeturas señalaban que sí. Esto se refleja en un porcentaje de ajuste muy bajo en el modelo de regresión lineal, o en

que en el ANOVA casi ningún efecto resultó significativo. Algunas de las razones, no excluyentes unas de las otras, por las que podría pasar lo anterior son:

- El protocolo opera con alta variación. En ese caso se debe tratar de revalorar la situación y ver qué fuentes de variación, desde el error, pudieron actuar durante el experimento. En caso de encontrar algunas, es preciso ver la posibilidad de considerarlas en un segundo experimento, ya sea manteniéndolas fijas o bloqueándolas.
- Los niveles asignados a los factores fueron muy estrechos, de forma que la diferencia entre lo que pasa en un nivel y otro es prácticamente imperceptible por la variable de respuesta. En este caso habrá que reescalar y volver a correr el experimento. En teoría, cuando los factores sí influyen y se eligen bien sus niveles, la dispersión de la variable de respuesta durante el experimento debe ser mayor que la variación durante la operación normal del proceso. Una forma de verificar si los niveles fueron lo suficientemente amplios, consiste en comparar la variación observada en los datos o experimentos contra la variación normal que se tiene en el proceso, y si la primera no es evidentemente más grande, entonces eso puede ser un indicio de que los niveles no fueron elegidos en forma adecuada.
- Los factores estudiados no son los principales responsables de la variación de la variable de respuesta; por lo tanto, hay otras situaciones o factores no considerados que son los que en realidad tienen influencia sobre la respuesta. En este caso, eso puede ser un aprendizaje importante, ya que ayudará a enfocar la solución desde otra perspectiva.
- Se observó poca variación en la variable de respuesta. Esto ocurre cuando las pruebas realizadas no lograron “mover” más de lo usual a la variable de respuesta, y eso puede ocurrir por cualquiera de las situaciones anteriores, o porque el tamaño de la prueba fue insuficiente para detectar los cambios de interés.

3.8 Módulo 7: Resultados

En esta etapa del proceso se expone el mejor tratamiento o escenario obtenido, es decir, donde el tiempo de respuesta fue óptimo y adicionalmente las inferencias obtenidas acerca del protocolo.

A manera de resumen, el experimentador siempre debe tener presente el hecho de que todo experimento genera información y aprendizaje, lo cual será útil para reorientar la búsqueda, para no cometer los mismos errores en un siguiente estudio experimental o para afinar las conjeturas que se tienen sobre el problema. En este sentido, se debe tener mucha precaución si no se obtuvo la respuesta buscada o no se confirmó la conjetura que se tenía, entonces no se debe cometer el error de desechar el experimento y valorarlo como un fracaso. Por el contrario, es preciso analizar qué pasó, así como reflexionar e investigar cuáles de las cuatro posibilidades anteriores pudieron ocurrir en el experimento. En otras palabras, en un estudio experimental siempre se debe tener presente el ciclo de Deming, además de sacar enseñanzas y conclusiones para usarlas en un nuevo ciclo.

3.9 Diagrama de Flujo del Modelo

En tal sentido finalmente se muestra el diagrama de flujo que comprende los módulos descritos.

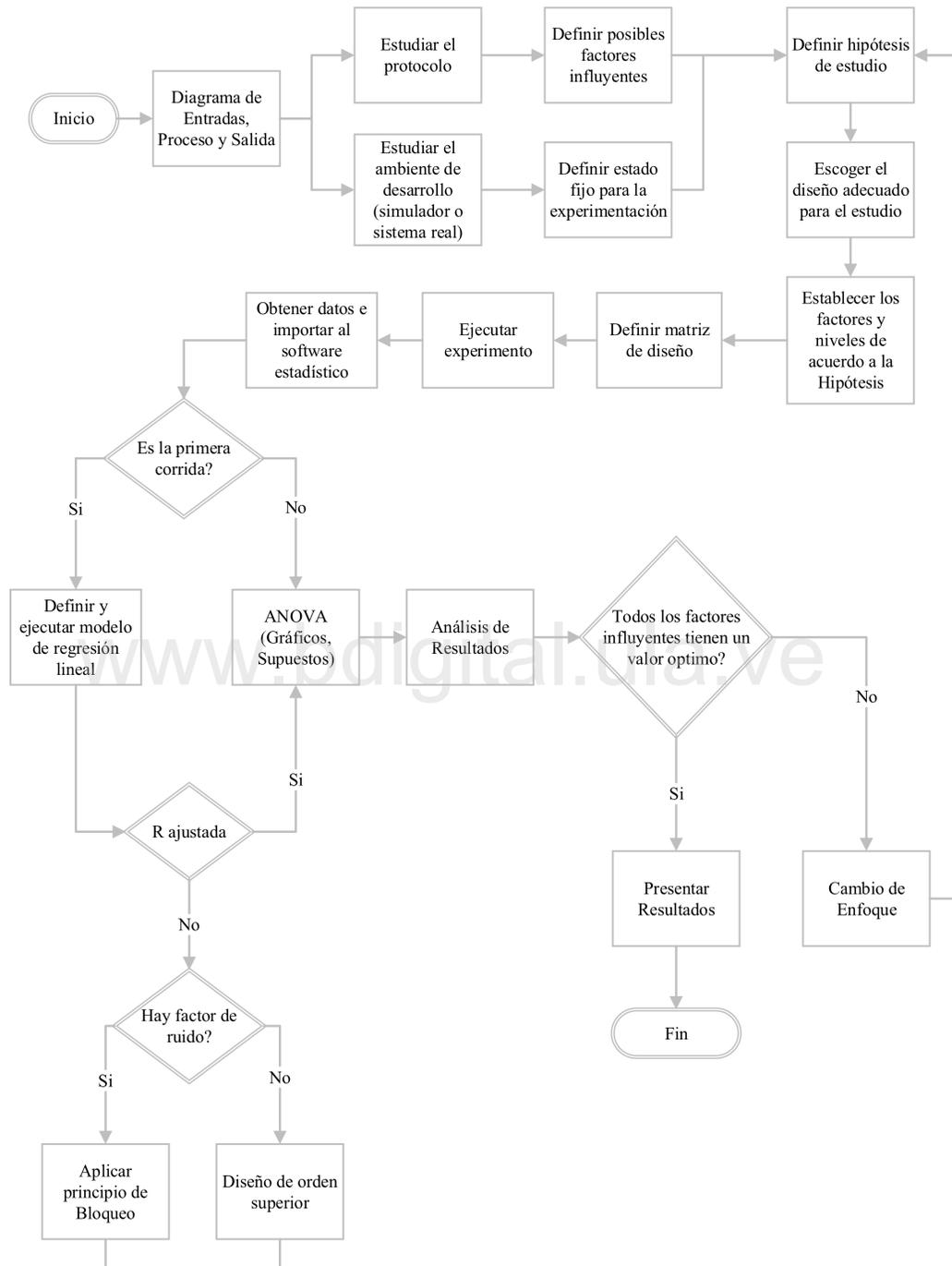


Figura 3.1: Diagrama de Flujo del Modelo

Capítulo 4

Experimentos y resultados

Luego de exponer el marco experimental propuesto en esta investigación en pro de optimizar protocolos de enrutamiento a nivel de capa de aplicación que protegen la privacidad, se realizaron una serie de experimentos con el fin de estudiar la puesta en práctica de la metodología planteada.

El protocolo analizado se describe a fondo en [28] y, su particularidad radica en el enrutamiento, pues está basado en algoritmos de optimización de colonias de hormigas artificiales. Adicionalmente, en [7], se creó el simulador ARAP donde se implemento el protocolo antes mencionado y por lo tanto en la presente investigación, se utilizó este ambiente de desarrollo para llevar a cabo los experimentos planteados con el fin de optimizar su comportamiento.

4.1 Experimento 1

El objetivo de este primer experimento fue evaluar el cuales, de los posibles factores que tras el estudio del protocolo se creen influyentes, realmente cambian el tiempo de respuesta. Por lo tanto, el resultado del experimento debe proporcionar una dirección clara hacia la cual optimizar, es decir, determinar los factores que deben considerarse al momento de mejorar la respuesta del protocolo. Es necesario mencionar que, de acuerdo con la metodología aplicada se seguirá iterando hasta lograr la optimización de la variable independiente: tiempo de respuesta.

Para iniciar este experimento se llevó a cabo la carga de los datos obtenidos de la matriz de diseño (figura 4.1) y, para esto se hace uso del software R como herramienta de apoyo en el estudio estadístico. Los datos que corresponden al tiempo de respuesta arrojado por el simulador se conocen con la variable “Tiempo”, recordando que, según el diseño, este valor es la característica de calidad del protocolo. En este experimento, el factor A corresponde al tamaño de la hormiga de carga, el factor B es el numero de saltos de la hormiga de carga, el factor C representa el intervalo (tiempo) de envío de las hormigas exploradoras y el factor D representa el valor máximo porcentual que puede tener una celda en la tabla de probabilidad.

Niveles			
Factor	Nombre	-1	1
A	Tamaño de hormigas	512	1024
B	Salto de hormiga	3	4
C	Intervalo de envío	220	444.6
D	Prob. Max celda	0.75	0.85

Resultados							Orden						
Orden Aleat	Numero	A	B	C	D	Tiempo	Orden Aleat	Numero	A	B	C	D	Tiempo
4	1 (1)	-1	-1	-1	-1	2.13052	1	9 c	-1	-1	1	-1	1.68024
7	2 (1)	-1	-1	-1	-1	2.09951	2	27 acd	1	-1	1	1	2.70542
11	3 a	1	-1	-1	-1	4.14702	3	17 d	-1	-1	-1	1	2.12945
9	4 a	1	-1	-1	-1	4.07955	4	1 (1)	-1	-1	-1	-1	2.13052
12	5 b	-1	1	-1	-1	2.68489	5	11 ac	1	-1	1	-1	2.667
16	6 b	-1	1	-1	-1	2.63351	6	23 abd	-1	1	-1	1	4.81434
15	7 ab	1	1	-1	-1	4.83494	7	2 (1)	-1	-1	-1	-1	2.09951
24	8 ab	1	1	-1	-1	4.80589	8	15 abc	1	1	1	-1	3.24761
1	9 c	-1	-1	1	-1	1.68024	9	4 a	1	-1	-1	-1	4.07955
21	10 c	-1	-1	1	-1	1.6596	10	19 ad	1	-1	-1	1	4.14436
5	11 ac	1	-1	1	-1	2.667	11	3 a	1	-1	-1	-1	4.14702
30	12 ac	1	-1	1	-1	2.67408	12	5 b	-1	1	-1	-1	2.68489
18	13 bc	-1	1	1	-1	2.12426	13	28 acd	1	-1	1	1	2.69813
32	14 bc	-1	1	1	-1	2.10808	14	30 bcd	-1	1	1	1	2.11445
8	15 abc	1	1	1	-1	3.24761	15	7 ab	1	1	-1	-1	4.83494
29	16 abc	1	1	1	-1	3.30218	16	6 b	-1	1	-1	-1	2.63351
3	17 d	-1	-1	-1	1	2.12945	17	24 abd	1	1	-1	1	4.80308
28	18 d	-1	-1	-1	1	2.11958	18	13 bc	-1	1	1	-1	2.12426
10	19 ad	1	-1	-1	1	4.14436	19	26 cd	-1	-1	1	1	1.66359
23	20 ad	1	-1	-1	1	4.1303	20	21 bd	-1	1	-1	1	2.62702
20	21 bd	-1	1	-1	1	2.62702	21	10 c	-1	-1	1	-1	1.6596
31	22 bd	-1	1	-1	1	2.59875	22	32 abcd	1	1	1	1	3.15973
6	23 abd	1	1	-1	1	4.81434	23	20 ad	1	-1	-1	1	4.1303
17	24 abd	1	1	-1	1	4.80308	24	8 ab	1	1	-1	-1	4.80589
25	25 cd	-1	-1	1	1	1.66418	25	25 cd	-1	-1	1	1	1.66418
19	26 cd	-1	-1	1	1	1.66359	26	31 abcd	1	1	1	1	3.23716
2	27 acd	1	-1	1	1	2.70542	27	29 bcd	-1	1	1	1	2.12344
13	28 acd	1	-1	1	1	2.69813	28	18 d	-1	-1	-1	1	2.11958
27	29 bcd	-1	1	1	1	2.12344	29	16 abc	1	1	1	-1	3.30218
14	30 bcd	-1	1	1	1	2.11445	30	12 ac	1	-1	1	-1	2.67408
26	31 abcd	1	1	1	1	3.23716	31	22 bd	-1	1	-1	1	2.59875
22	32 abcd	1	1	1	1	3.15973	32	14 bc	-1	1	1	-1	2.10808

Figura 4.1: Matriz de Diseño del Experimento 1

Ahora bien, en [7, p. 53], se realizaron varias corridas de prueba donde se escogieron los valores de los factores antes mencionados de acuerdo con los diferentes estudios que llevo a cabo el autor para establecer el comportamiento del protocolo de acuerdo con la realidad en estudio. En el presente trabajo se decidió establecer como primer

nivel de los factores en estudio, aquellos valores utilizados en las pruebas previas, buscando continuidad en las investigaciones y luego, se buscó un siguiente nivel de experimentación considerando los límites que cada factor pudiera tener en un ambiente real. Por esta razón, los niveles escogidos para cada factor fueron los siguientes:

- Factor A: tamaño de la hormiga de carga. Niveles: 512 y 1024 bits.
- Factor B: salto de la hormiga de carga fueron. Niveles 3 y 4 saltos.
- Factor C: intervalo de envío de las hormigas exploradoras fueron. Niveles: 220 y 444.6 segundos.
- Factor D: valor máximo de la celda fueron. Niveles: 0.75 y 0.85.

Seguidamente y según el diseño del marco propuesto es necesario comprobar que el sistema realmente sigue el comportamiento lineal del modelo planteado y, para esto se debe realizar un modelo de regresión lineal. Luego de crear el modelo de regresión, el resultado del valor R ajustado fue del 99%, esto indicó que el modelo predice de manera muy precisa el comportamiento del protocolo por lo tanto este se comporta de manera lineal y podemos proceder con el diseño de primer orden.

El siguiente paso fue llevar a cabo un análisis de varianza de los datos obtenidos (ANOVA), donde se observa que los factores A, B, C, junto con sus interacciones son influyentes, es decir, que al modificar sus valores cambiará el comportamiento del protocolo. Sin embargo, el factor D no influye en absoluto en el comportamiento a pesar de la leve significancia que tiene la interacción entre los factores B y D. Aun así, dado que este factor es aquel que guía las hormigas de carga en el enrutamiento de paquetes o en otras palabras es el indicador de optimización central que propone el protocolo, entonces debe ser estudiado de manera más extensa.

Luego, habiendo observado los resultados del primer ANOVA, se procede a realizar un segundo ANOVA solo con los factores y las interacciones significativas a modo de perfeccionar los resultados del análisis. El segundo ANOVA demuestra que efectivamente los factores A, B, C y sus interacciones, alteran el comportamiento del protocolo. Posteriormente para observar el aporte de cada factor e interacción se

realizaron varias pruebas gráficas en las cuales podemos estudiar de manera visual el aporte individual.

La gráfica de Pareto (figura 4.2) nos muestra proporcionalmente y de manera descendente el efecto que proporciona, sobre la variable respuesta, cada uno de estos factores con sus respectivas interacciones.

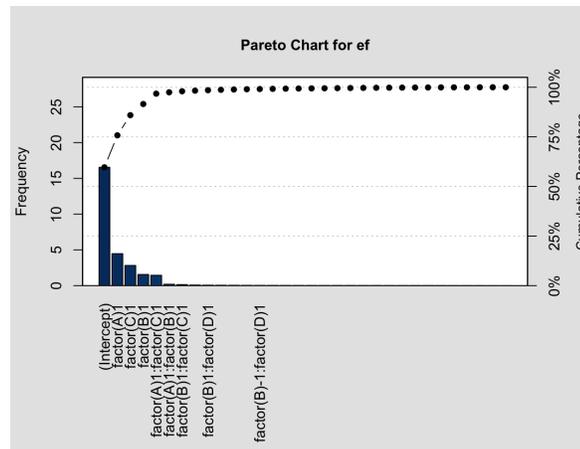


Figura 4.2: Gráfica de Pareto

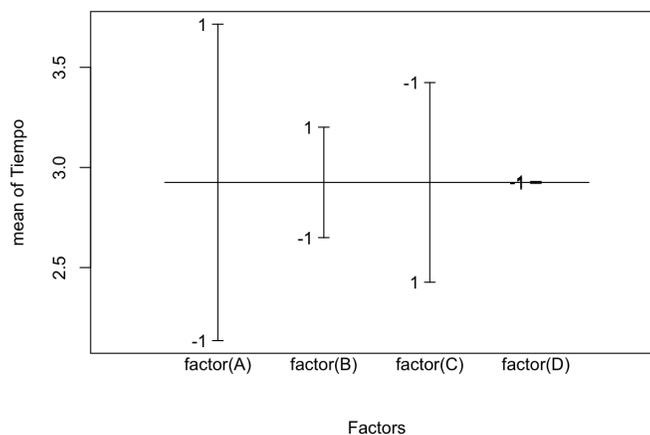


Figura 4.3: Efectos Principales

Mientras que la gráfica de los efectos principales (figura 4.3), muestra como cada factor en sus respectivos niveles cambia el comportamiento de la variable respuesta.

En este sentido, se agregó el factor D con el propósito de mostrar que no está afectando en absoluto la variable respuesta, reafirmando que este factor necesita ser estudiado con mayor detalle.

Después de lo anteriormente expuesto, se realizó un tercer ANOVA en el cual no se toma en cuenta la interacción entre los factores B y D por ser insignificante según las gráficas anteriores. El tercer ANOVA claramente indica que los factores influyentes en el tiempo de respuesta del protocolo son A, B, C y sus interacciones dobles.

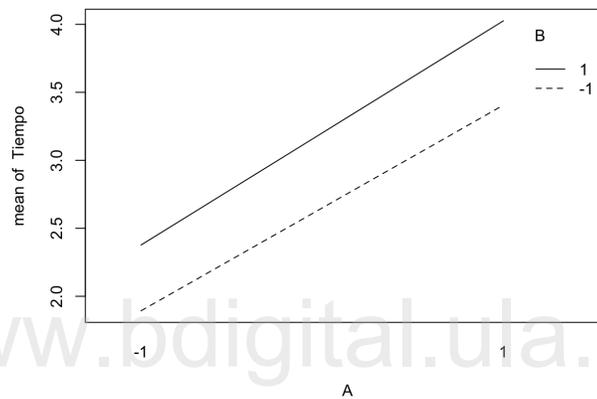


Figura 4.4: Interacción entre A y B

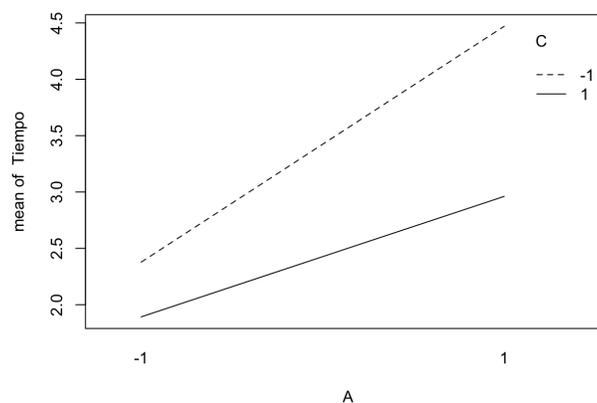


Figura 4.5: Interacción entre A y C

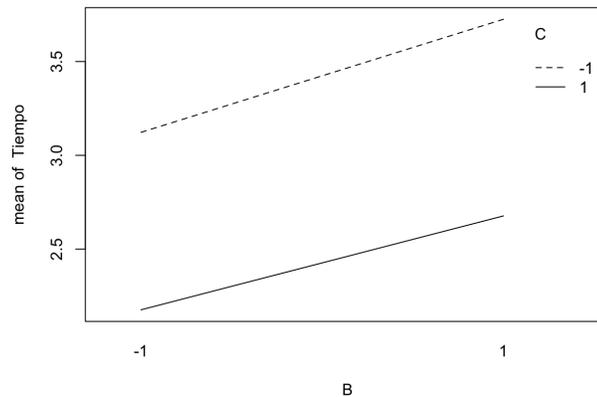


Figura 4.6: Interacción entre B y C

Al ejecutar las pruebas gráficas de las interacciones entre los factores influyentes (figura 4.4, 4.5 y 4.6), se puede observar cómo interactúan los factores en sus respectivos niveles y cómo influyen sobre la variable respuesta.

Por otra parte, como se mencionó anteriormente, la validez de los resultados obtenidos en cualquier ANOVA depende del cumplimiento de los supuestos del modelo, por lo tanto, se procedió con las pruebas necesarias para validar el análisis de varianza a los datos actuales.

Primero se comprobó el supuesto de normalidad. Para este procedimiento, en el presente estudio se hace uso de la prueba de Shapiro-Wilk donde, se aplica el test a los residuos del modelo y falla la prueba, por ende, se entiende que los datos no se cumplen el supuesto de normalidad. Luego, para ratificar el resultado se ejecutó la prueba de Anderson-Darling, esta también falla y finalmente se efectuó una prueba gráfica, donde se muestra la Normal Q-Q (figura 4.7) y se concluye que los residuos del modelo no se comportan según una distribución normal.

A continuación, con el objetivo de entender el comportamiento del modelo, se continuaron las pruebas de los supuestos. El segundo supuesto es la homocedasticidad de las varianzas, para esto se ejecuta la prueba de Bartlett, donde el estadístico de prueba indica que el test falló, insinuando que no hay homogeneidad en las varianzas. Este comportamiento era de esperarse ya que al modelo no ser normal y la confiabilidad

de esta prueba es baja.

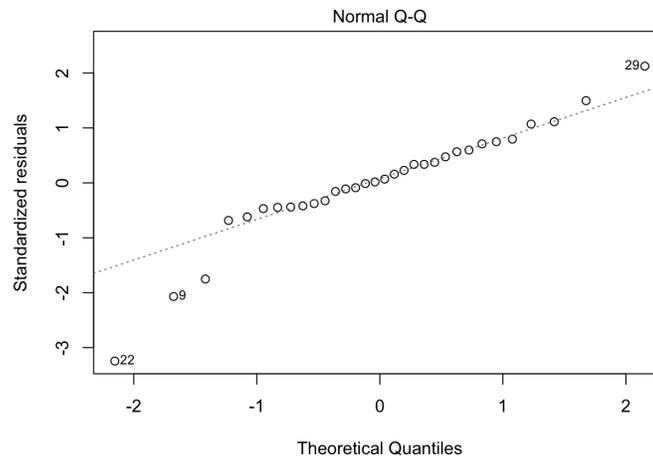


Figura 4.7: Normal Q-Q

Después se realizó la prueba de Durbin-Watson para comprobar el supuesto de independencia, el resultado de esta prueba se presenta como un valor que debe compararse con dos cantidades referenciales. Los valores para comparar el estadístico de prueba, se obtienen de una tabla donde se tabulan la cantidad de factores evaluados con relación al número de réplicas realizadas en el experimento. Si el valor obtenido está por debajo del límite inferior de comparación la prueba falla, mientras que, si este se encuentra por encima del límite superior la prueba aprueba el supuesto, pero, si el valor se encuentra entre el intervalo de comparación, entonces el resultado es inconcluso. Entendiendo como funciona la prueba, es necesario mencionar que el resultado para el análisis actual se encuentra dentro del intervalo de comparación y, por lo tanto, no se puede determinar si se comprueba el supuesto de independencia.

Ante la situación planteada, se recomendó realizar una transformación de la variable independiente para normalizar el comportamiento de la variable respuesta. En pro de transformar la variable “Tiempo” se escogió la herramienta BoxCox, pues esta función analiza el comportamiento de la variable y arroja como resultado cuál es la mejor transformación a aplicar, en este caso, el resultado indica que se debe aplicar el logaritmo natural a la variable “Tiempo”.

Para comprobar que se ha normalizado el modelo, realizamos nuevamente la

comprobación de supuestos. Comenzando nuevamente por la comprobación del supuesto de normalidad, se realiza la prueba de Shapiro-Wilk y la de Anderson-Darling, y ambas pruebas ahora rectifican que los residuos se comportan según una distribución normal.

Mas adelante se comprueba nuevamente el supuesto de homocedasticidad, donde se ejecuta la prueba de Bartlett y, el estadístico de prueba ahora si determina que las varianzas son homogéneas.

Por último, se realizó la prueba de Durbin-Watson y el valor resultado se encuentra por encima del límite superior de comparación indicando que el supuesto de independencia se logra.

Una vez culminado el análisis de los datos y luego de comprobar que el modelo arroja resultados válidos, las conclusiones del primer experimento se basan en la determinación de los factores que deben modificarse para mejorar el desempeño del protocolo, junto con los niveles donde el comportamiento fue el mejor:

- Factor A: tamaño de la hormiga de carga. Y el nivel de mejor desempeño es 512 bits.
- Factor B: salto de la hormiga de carga fueron. Y el nivel de mejor desempeño es 3 saltos.
- Factor C: intervalo de envío de las hormigas exploradoras fueron. Y el nivel de mejor desempeño es 444.6 segundos.

Se hace necesario mencionar que, cuando se obtiene el nivel donde cada factor se desempeña satisfactoriamente y tomando en cuenta que el modelo analizado es lineal, entonces esto es indicador de la dirección hacia la cual se encuentra el valor óptimo para factor.

Adicionalmente, este primer experimento permitió establecer el valor óptimo para el numero de saltos de la hormiga de carga, pues indica que si se sigue disminuyendo el valor de los saltos entonces el tiempo de respuesta será menor, sin embargo, en pro de conservar el anonimato al menor costo posible se tomó como mejor valor tres saltos. Es necesario mencionar que, luego de conseguir el valor óptimo para el numero de saltos,

en los siguientes experimentos este factor estará fijado en tal valor y por lo tanto no se considera dentro del estudio. Los demás factores considerados en el primer experimento aún pueden moverse hacia un mejor valor y por lo tanto aún no se consideran óptimos.

4.2 Experimento 2

De acuerdo con los resultados del primer experimento y recordando el marco experimental propuesto, es necesario evaluar nuevamente cada factor que aún no se haya optimizado. Tomando en cuenta el nivel que proporcione un mejor desempeño se escogió un nuevo valor que esté acorde con la dirección óptima y luego se observó el comportamiento cada uno de los niveles en relación con la variable respuesta. De esta manera los factores a evaluar en este experimento son:

- Factor A: el tamaño de las hormigas de carga. Niveles: 256 y 512 bits.
- Factor B: el intervalo de envío de las hormigas exploradoras. Niveles: 444.6 y 889.2 segundos.
- Factor C: el valor máximo que puede tener una celda de la tabla de probabilidad. Niveles: 0.2 y 0.4.

Ahora bien, aunque según el primer experimento el factor C no fue significativo, de acuerdo a su importancia en el funcionamiento del protocolo es necesario determinar porque este factor no se está comportando como debería. Por lo tanto, se decidió estudiar nuevamente en este experimento con el objetivo de comprender mejor la causa de su funcionamiento inesperado.

Se comenzó el experimento cargando los datos de la matriz de diseño (figura 4.8) en el software R. Debido a que en el primer experimento se mostró que el comportamiento del protocolo es lineal, en este caso, no es necesario realizar un modelo de regresión lineal nuevamente.

Luego se ejecutó el análisis de varianza para los datos cargados (ANOVA), el resultado de este nos muestra que los factores A, B y C son significativos y adicionalmente influye la interacción entre los factores AB, y BC. A pesar de que los

		Niveles	
Factor	Nombre	-1	1
A	Tamaño de hormigas	256	512
B	Intervalo de envío	444.6	889.2
C	Prob. Max celda	0.2	0.4

Resultados							Orden						
Orden Aleat	Numero	A	B	C	Tiempo		Orden Aleat	Numero	A	B	C	Tiempo	
15	1 (1).	-1	-1	-1	1.34108		1	14 bc	-1	1	1	1.2837	
8	2 (1).	-1	-1	-1	1.34076		2	15 abc	1	1	1	1.44072	
6	3 a	1	-1	-1	1.64203		3	6 b	-1	1	-1	1.27857	
5	4 a	1	-1	-1	1.62882		4	12 ac	1	-1	1	1.6832	
16	5 b	-1	1	-1	1.28421		5	4 a	1	-1	-1	1.62882	
3	6 b	-1	1	-1	1.27857		6	3 a	1	-1	-1	1.64203	
14	7 ab	1	1	-1	1.41893		7	11 ac	1	-1	1	1.66785	
11	8 ab	1	1	-1	1.44018		8	2 (1).	-1	-1	-1	1.34076	
12	9 c	-1	-1	1	1.36232		9	16 abc	1	1	1	1.4448	
10	10 c	-1	-1	1	1.36543		10	10 c	-1	-1	1	1.36543	
7	11 ac	1	-1	1	1.66785		11	8 ab	1	1	-1	1.44018	
4	12 ac	1	-1	1	1.6832		12	9 c	-1	-1	1	1.36232	
13	13 bc	-1	1	1	1.2908		13	13 bc	-1	1	1	1.2908	
1	14 bc	-1	1	1	1.2837		14	7 ab	1	1	-1	1.41893	
2	15 abc	1	1	1	1.44072		15	1 (1).	-1	-1	-1	1.34108	
9	16 abc	1	1	1	1.4448		16	5 b	-1	1	-1	1.28421	

Figura 4.8: Matriz de Diseño del Experimento 2

factores A y B son más influyentes en el modelo se puede observar un efecto moderado del factor C, lo cual es un avance en el estudio del comportamiento de tal factor.

De acuerdo con los resultados del primer ANOVA procedemos a realizar un segundo ANOVA solo con los factores y las interacciones significativas. El resultado del segundo ANOVA reafirmo los factores y las interacciones significantes por lo tanto se ejecutaron las pruebas gráficas para observar cómo influye cada factor e interacción.

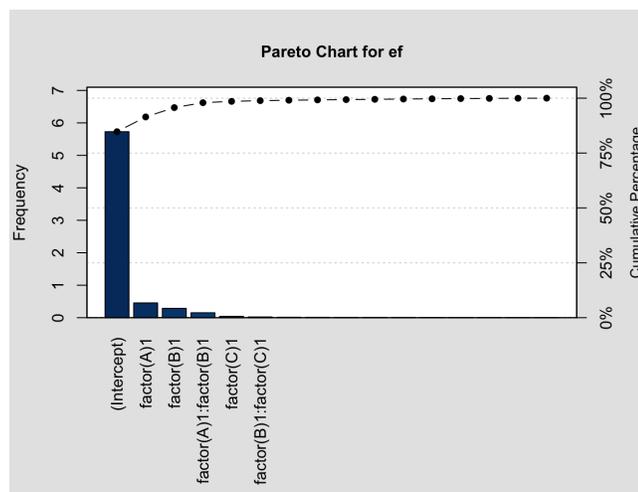


Figura 4.9: Gráfica de Pareto

La gráfica de Pareto (figura 4.9) nos muestra proporcionalmente y de manera descendente el efecto que proporciona cada uno de estos factores con sus respectivas interacciones.

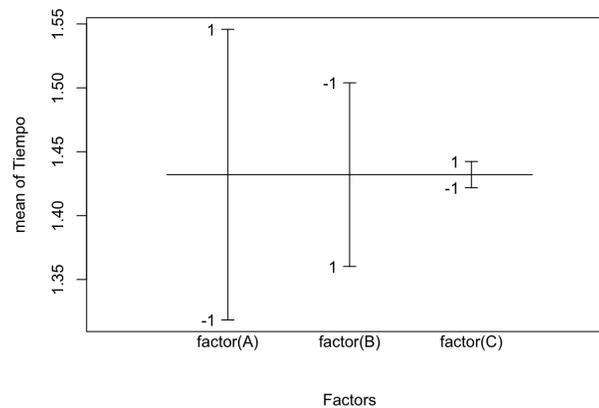


Figura 4.10: Efectos Principales

Cabe destacar que en la gráfica de los efectos principales (figura 4.10) se puede observar que el factor C, no solo influye poco en el modelo, sino que también su comportamiento es opuesto al esperado.

Posteriormente, se ejecutaron las pruebas gráficas de las interacciones entre estos factores (figura 4.11 y 4.12) y se puede observar claramente cómo interactúan entre ellos en sus respectivos niveles y cómo influyen sobre la variable respuesta.

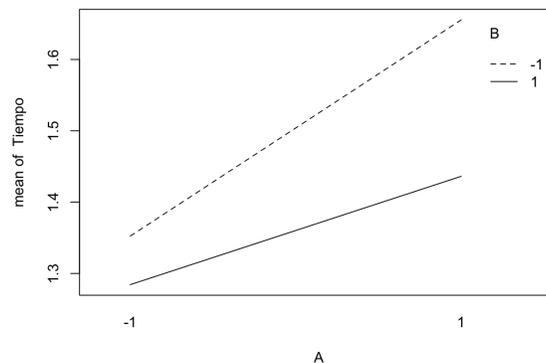


Figura 4.11: Interacción entre A y B

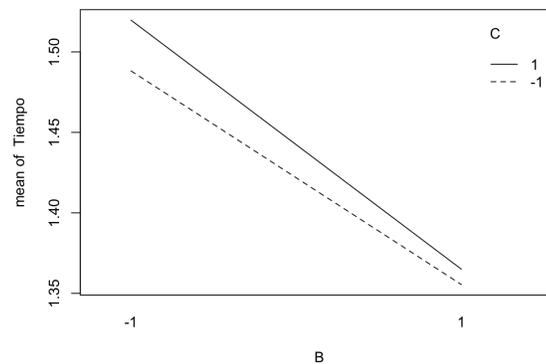


Figura 4.12: Interacción entre B y C

Finalmente, es necesario comprobar los supuestos del modelo para validar los resultados.

Iniciando por la comprobación del supuesto de normalidad, se realizó la prueba de Shapiro-Wilk y la de Anderson-Darling, y ambas pruebas dan como resultado que el modelo se comporta según una distribución normal. Seguidamente se comprueba el supuesto de homocedasticidad, para lo que se usó la prueba de Bartlett, dando esta como resultado que las varianzas de los residuos son homogéneas. Por último, se realizó la prueba de Durbin-Watson y el resultado se encuentra por encima del límite superior de comparación, indicando que el supuesto de independencia se cumple.

En resumen, según los resultados del segundo experimento, se concluye que el factor A fue el más significativo señalando que el menor tamaño de la hormiga disminuye el tiempo de respuesta, seguidamente los resultados indican que, en el factor B, el intervalo de envío más grande disminuye el tiempo de respuesta coincidiendo con los resultados del primer experimento. Cabe resaltar que este experimento actualizó el conocimiento del investigador acerca del comportamiento del factor C, pues es opuesto al esperado.

Por consiguiente, se realizará un tercer experimento siguiendo la metodología utilizada con el objetivo de encontrar los valores óptimos para los factores A, B y C.

4.3 Experimento 3

Dado que los tres factores estudiados en el experimento anterior fueron significativos, en este experimento se continua su evaluación y se actualizan sus niveles de acuerdo con los resultados obtenidos. En tal sentido, los factores estudiados en este experimento son:

- Factor A: el tamaño de las hormigas de carga. Niveles: 128 y 256 bits.
- Factor B: el intervalo de envío de las hormigas exploradoras. Niveles: 889.2 y 1778.4 segundos.
- Factor C: el valor máximo que puede tener una celda de la tabla de probabilidad. Niveles: 0.04 y 0.06.

		Niveles			
Factor	Nombre	-1	1		
A	Tamaño de hormigas	128	256		
B	Intervalo de envío	889.2	1778.4		
C	Prob. Max celda	0.04	0.06		

Resultados							Orden					
Orden Aleat	Numero	A	B	C	Tiempo	Orden Aleat	Numero	A	B	C	Tiempo	
3	1 (1).	-1	-1	-1	1.20859	1	5 b	-1	1	-1	1.19185	
7	2 (1).	-1	-1	-1	1.20549	2	3 a	1	-1	-1	1.24929	
2	3 a	1	-1	-1	1.24929	3	1 (1).	-1	-1	-1	1.20859	
16	4 a	1	-1	-1	1.24852	4	10 c	-1	-1	1	1.20822	
1	5 b	-1	1	-1	1.19185	5	11 ac	1	-1	1	1.25137	
10	6 b	-1	1	-1	1.19594	6	8 ab	1	1	-1	1.21862	
15	7 ab	1	1	-1	1.21217	7	2 (1).	-1	-1	-1	1.20549	
6	8 ab	1	1	-1	1.21862	8	9 c	-1	-1	1	1.20755	
8	9 c	-1	-1	1	1.20755	9	15 abc	1	1	1	1.21914	
4	10 c	-1	-1	1	1.20822	10	6 b	-1	1	-1	1.19594	
5	11 ac	1	-1	1	1.25137	11	16 abc	1	1	1	1.21266	
12	12 ac	1	-1	1	1.24929	12	12 ac	1	-1	1	1.24929	
13	13 bc	-1	1	1	1.19714	13	13 bc	-1	1	1	1.19714	
14	14 bc	-1	1	1	1.19475	14	14 bc	-1	1	1	1.19475	
9	15 abc	1	1	1	1.21914	15	7 ab	1	1	-1	1.21217	
11	16 abc	1	1	1	1.21266	16	4 a	1	-1	-1	1.24852	

Figura 4.13: Matriz de Diseño del Experimento 3

De igual manera se comenzó el experimento con la carga de los datos de la matriz de diseño (figura 4.13) en el software R. Luego se procedió a ejecutar el análisis de varianza (ANOVA), el resultado del análisis indica que solo los factores A y B, con su respectiva interacción son significativos. Seguidamente se realizó un segundo ANOVA solo con los factores A y B y su respectiva interacción. Dado que ahora solo A y B son

los factores de estudio continuamos con las pruebas gráficas para observar su influencia en la variable respuesta.

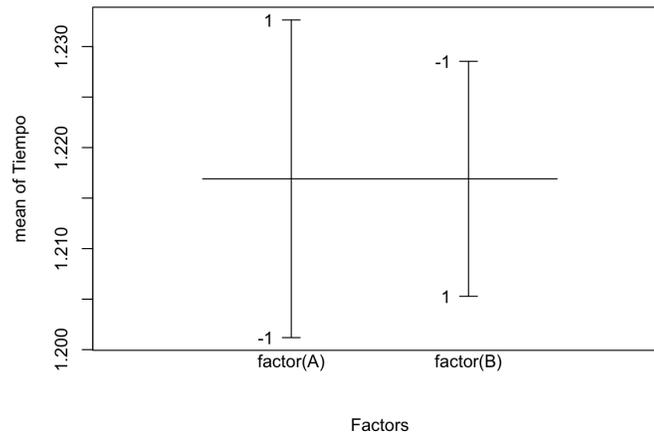


Figura 4.14: Efectos Principales

Como se ha observado anteriormente en los experimentos pasados, A y B (figura 4.14) continúan siendo los factores más influyentes en el modelo.

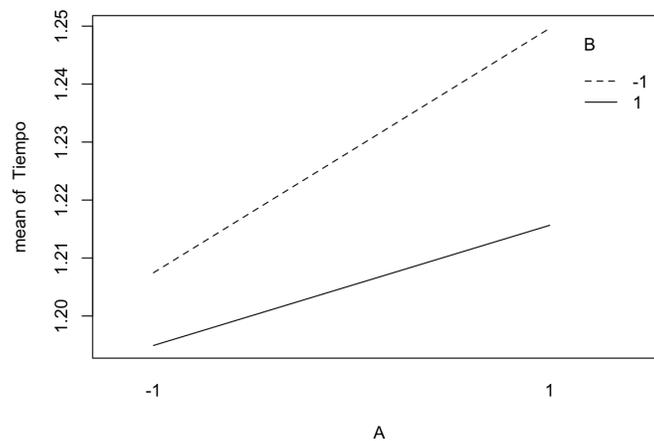


Figura 4.15: Interacción entre A y B

La gráfica de interacción entre A y B (figura 4.15), continúa mostrando el mismo comportamiento que en los dos experimentos anteriores. Y, al ejecutar las pruebas

para comprobar los supuestos se determinó que todos se cumplen, en otras palabras, se mostró que el modelo se comporta según una distribución normal, las varianzas son constantes y las muestras tomadas son independientes.

Por lo tanto, de acuerdo a los resultados es evidente entonces que se debe estudiar el factor C en un experimento de un solo factor para que este pueda ser analizado en un amplio rango de niveles para intentar determinar la causa de su comportamiento.

Por otra parte, debido a los límites del área experimental del factor A (tamaño de la hormiga de carga), este no puede continuar decreciendo por lo tanto se concluye que el valor óptimo es de 128 bits.

Finalmente y dado que aún no se ha llegado a un valor limítrofe para el factor B, se hace necesario llevar a cabo un experimento de un solo factor para estudiar a fondo el comportamiento del intervalo de envío de las hormigas exploradoras, con el objetivo de determinar su valor óptimo.

4.4 Experimento 4

El objetivo de este experimento es estudiar a fondo el comportamiento del intervalo de envío de las hormigas exploradoras en múltiples niveles, con la finalidad de encontrar el valor óptimo para este factor que minimice la variable respuesta.

Evidentemente los resultados en experimentos previos han demostrado que el aumento en el intervalo de envío continua disminuyendo la latencia y dado que el área experimental de este factor no tiene límite superior podríamos continuar evaluando el intervalo en valores cada vez mayores, sin embargo esto no es recomendado debido a la función que cumple este factor en el protocolo pues, en un escenario real la topología de la red puede cambiar inesperadamente y un intervalo de envío muy alto podría ocasionar un incremento en el tiempo de respuesta, en otras palabras, ocasionar el escenario opuesto al objetivo de la investigación.

Para el cuarto experimento se plantearon seis niveles a estudiar los cuales son:

- Nivel A: 444.6 segundos.
- Nivel B: 666.9 segundos.

- Nivel C: 889.2 segundos.
- Nivel D: 1333.8 segundos.
- Nivel E: 1778.4 segundos.
- Nivel F: 2667.6 segundos.

Como se puede observar, en este experimento se incluyen los niveles ya estudiados para este factor y, adicionalmente se agregan niveles intermedios y finalmente un nivel superior al estudiado en el tercer experimento. Todo esto con el objetivo de observar el comportamiento del factor en los niveles planteados, considerando un escenario en donde se utilizan los valores óptimos de los factores tamaño de hormiga de carga y salto de la hormiga de carga.

El experimento inició con la carga de los datos de la matriz de diseño (figura 4.16) en el software R y luego se realizó el análisis de varianza (ANOVA), a pesar de que ya se ha observado que este es significativo se quiso corroborar el resultado.

		Niveles					
Nombre	A	B	C	D	E	F	
Intervalo de envío	444.6	666.9	889.2	1333.8	1778.4	2667.6	
Resultados				Orden			
Orden Aleat	Numero	Tratamientos	Tiempo	Orden Aleat	Numero	Tratamientos	Tiempo
3	1	A	1.28337	1	14	E	1.22905
6	2	A	1.28884	2	15	E	1.22695
15	3	A	1.28265	3	1	A	1.28337
7	4	B	1.26352	4	5	B	1.25433
4	5	B	1.25433	5	18	F	1.22314
12	6	B	1.2627	6	2	A	1.28884
18	7	C	1.24833	7	4	B	1.26352
17	8	C	1.25234	8	13	E	1.22613
10	9	C	1.24772	9	11	D	1.23228
16	10	D	1.23592	10	9	C	1.24772
9	11	D	1.23228	11	17	F	1.22177
14	12	D	1.23675	12	6	B	1.2627
8	13	E	1.22613	13	16	F	1.22308
1	14	E	1.22905	14	12	D	1.23675
2	15	E	1.22695	15	3	A	1.28265
13	16	F	1.22308	16	10	D	1.23592
11	17	F	1.22177	17	8	C	1.25234
5	18	F	1.22314	18	7	C	1.24833

Figura 4.16: Matriz de Diseño del Experimento 4

En tal sentido, el siguiente paso se basa en llevar a cabo la prueba gráfica Box-Plot (figura 4.17), como se puede observar claramente el comportamiento es descendente, ratificando los resultados obtenidos hasta ahora donde el intervalo mayor es el que disminuye la latencia.

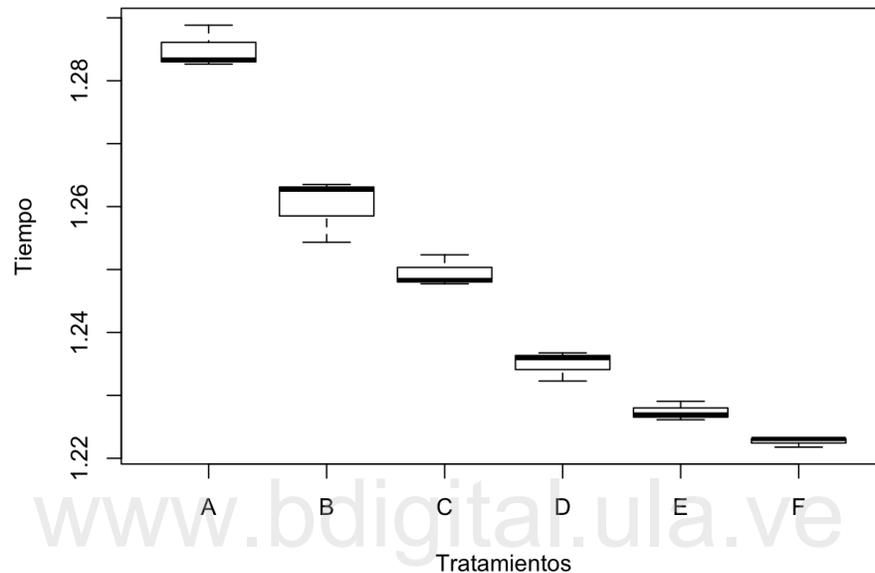


Figura 4.17: Gráfica Box-Plot

El siguiente paso fue ejecutar la prueba de Tukey (figura 4.18), el objetivo de esta prueba es comparar las combinaciones entre cada par de niveles en estudio.

Específicamente, el último par de niveles comparte un rango de resultados, esto muestra que el nivel E es capaz de disminuir la variable respuesta de la misma manera que F, por lo tanto, se concluye el nivel E es el valor óptimo para el intervalo de envío de las hormigas exploradoras.

Finalmente se necesita ejecutar las pruebas para comprobar los supuestos del modelo y así validar los resultados. Comenzando por la comprobación del supuesto de normalidad, donde la prueba de Shapiro-Wilk y la de Anderson-Darling, dan como resultado que los residuos del modelo se comportan según una distribución normal. Luego, se procede a comprobar el supuesto de homocedasticidad con la prueba de Bartlett y, esta da como resultado que las varianzas son homogéneas. Por último, se

lleva a cabo la prueba de Durbin-Watson y el resultado índico que se cumple el supuesto de independencia.

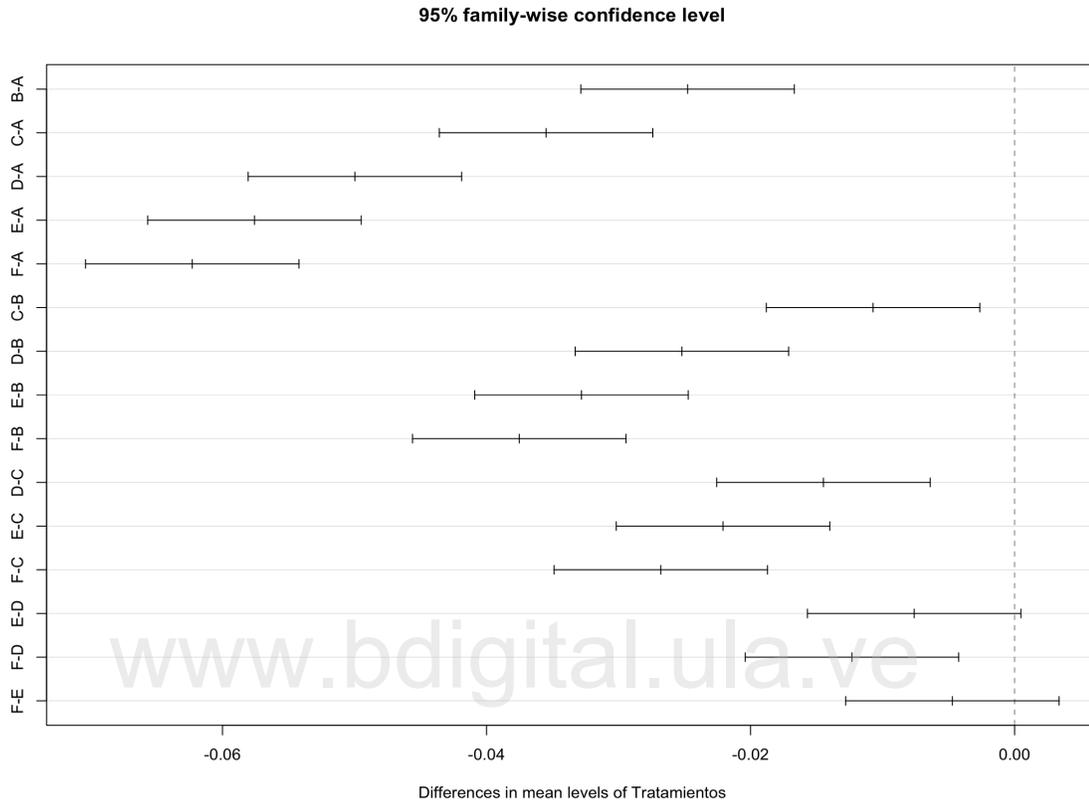


Figura 4.18: Prueba de Tukey

4.5 Experimento 5

El objetivo de este experimento es estudiar el comportamiento del factor que representa el valor máximo porcentual que puede tener una celda de la tabla de probabilidad, con la finalidad de determinar si efectivamente se está comportando de manera opuesta a la esperada.

Cabe destacar que los resultados previos han mostrado que este factor ejerce poca influencia sobre la variable respuesta y adicionalmente presenta un comportamiento opuesto al esperado. Dado que la funcionalidad de este factor es esencial para el protocolo, se decidió realizar un experimento de un solo factor. El comportamiento

esperado de este factor esta descrito en [7], donde se determina que a mayor valor porcentual de la celda debe ser menor la latencia, debido a que éste indica la mayor probabilidad de flujo de hormigas que puede tener un camino en la red donde opera el protocolo. Sin embargo, los resultados hasta éste punto demuestran que a mayor probabilidad de la celda la latencia aumenta.

Niveles											
Nombre	A	B	C	D	E	F	G	H	I		
Prob. Max celda	0.0257	0.03	0.05	0.1	0.2	0.3	0.4	0.7	0.9999		
Resultados					Orden						
Orden Aleat	Numero	Tratamientos	Tiempo	Orden Aleat	Numero	Tratamientos	Tiempo	Orden Aleat	Numero	Tratamientos	Tiempo
8	1	A	1.19226	1	22	H	1.22682	2	6	B	1.1909
17	2	A	1.19101	2	6	B	1.1909	3	12	D	1.20256
25	3	A	1.19356	3	12	D	1.20256	4	4	B	1.19542
4	4	B	1.19542	4	4	B	1.19542	5	19	G	1.22195
24	5	B	1.19028	5	19	G	1.22195	6	24	H	1.23006
2	6	B	1.1909	6	24	H	1.23006	7	18	F	1.21986
21	7	C	1.19444	7	18	F	1.21986	8	1	A	1.19226
19	8	C	1.19463	8	1	A	1.19226	9	17	F	1.22073
10	9	C	1.19477	9	17	F	1.22073	10	9	C	1.19477
23	10	D	1.20103	10	9	C	1.19477	11	15	E	1.21321
14	11	D	1.19938	11	15	E	1.21321	12	23	H	1.22568
3	12	D	1.20256	12	23	H	1.22568	13	21	G	1.22732
16	13	E	1.21065	13	21	G	1.22732	14	11	D	1.19938
22	14	E	1.211	14	11	D	1.19938	15	16	F	1.2235
22	14	E	1.211	15	16	F	1.2235	16	13	E	1.21065
11	15	E	1.21321	16	13	E	1.21065	17	2	A	1.19101
15	16	F	1.2235	17	2	A	1.19101	18	26	I	1.22787
9	17	F	1.22073	18	26	I	1.22787	19	8	C	1.19463
7	18	F	1.21986	19	8	C	1.19463	20	27	I	1.2256
5	19	G	1.22195	20	27	I	1.2256	21	7	C	1.19444
27	20	G	1.22547	21	7	C	1.19444	22	14	E	1.211
13	21	G	1.22732	22	14	E	1.211	23	10	D	1.20103
1	22	H	1.22682	23	10	D	1.20103	24	5	B	1.19028
12	23	H	1.22568	24	5	B	1.19028	25	3	A	1.19356
6	24	H	1.23006	25	3	A	1.19356	26	25	I	1.22739
26	25	I	1.22739	26	25	I	1.22739	27	20	G	1.22547
18	26	I	1.22787	27	20	G	1.22547				
20	27	I	1.2256								

Figura 4.19: Matriz de Diseño del Experimento 5

Después de la observación anterior en este experimento se plantearon nueve niveles a estudiar estos son:

- Nivel A: 0.0257.
- Nivel B: 0.03.

- Nivel C: 0.05.
- Nivel D: 0.1.
- Nivel E: 0.2.
- Nivel F: 0.3.
- Nivel G: 0.4.
- Nivel H: 0.7.
- Nivel I: 0.9999.

Para iniciar el experimento se hace la carga de los datos de la matriz de diseño (figura 4.19) en el software R y se realiza el análisis de varianza (ANOVA), donde el resultado muestra que para este experimento el factor en estudio es significativo.

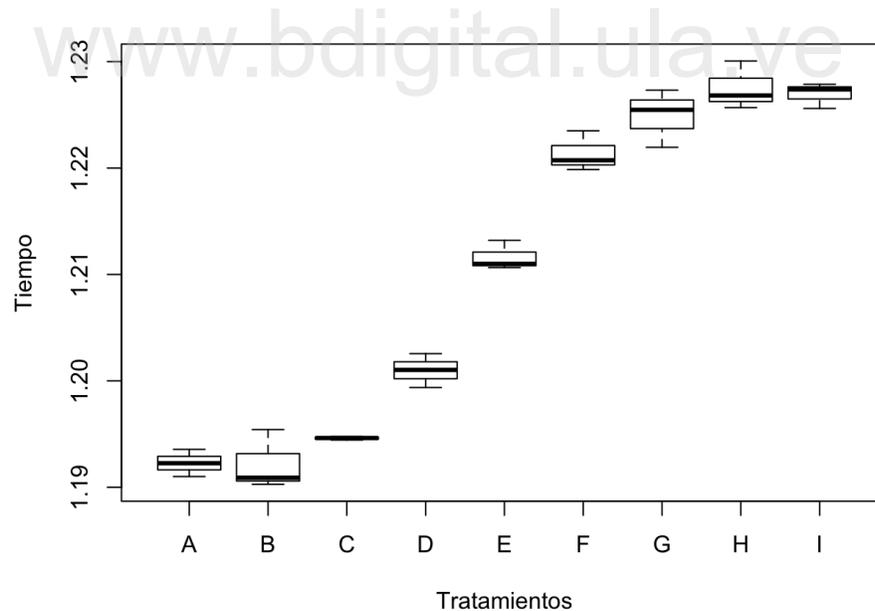


Figura 4.20: Gráfica Box-Plot

Seguidamente se ejecutó la prueba gráfica Box-Plot (figura 4.20), donde se puede observar claramente el comportamiento ascendente del factor y por ende opuesto al

esperado. Esta gráfica es de gran importancia pues indica que posiblemente hay un error en la programación de la funcionalidad de este factor en el simulador.

Finalmente, al ejecutar las pruebas para comprobar los supuestos del ANOVA, se determinó que el modelo cumple con todas las pruebas, en otras palabras, se mostró que los resultados se comportan según una distribución normal, las varianzas son constantes y las muestras cumplen con el supuesto de independencia.

En síntesis, se concluye que se debe estudiar el funcionamiento de este factor en el simulador con el fin de encontrar la causa del comportamiento opuesto al esperado. Luego, una vez restablecida la funcionalidad, se recomienda realizar de nuevo el experimento para optimizar este factor con respecto a la variable respuesta.

www.bdigital.ula.ve

C.C. Reconocimiento

Capítulo 5

Conclusiones y recomendaciones

5.1 Conclusiones

En este trabajo de investigación se creó un marco experimental para la optimización de protocolos de enrutamiento a nivel de capa de aplicación que protegen la privacidad. Para esto se llevó a cabo una investigación de la teoría del DDE junto con sus componentes más relevantes. Luego, se estudiaron los protocolos de enrutamiento en capa de aplicación con la finalidad de determinar cuáles son los factores que influyen sobre el comportamiento de la latencia.

El objetivo del marco experimental propuesto es optimizar el tiempo de respuesta del envío de información, para esto se construyó e implementó una metodología basada en la teoría del diseño de experimentos con la finalidad de que el usuario, sin conocimientos estadísticos de fondo, pudiese aplicarla. Esta metodología se diseñó como una serie de pasos a seguir clasificados en módulos en la cual el usuario podría realizar una serie de experimentos para optimizar su protocolo de estudio.

Para probar esta metodología en esta investigación se realizaron una serie de experimentos para optimizar el protocolo descrito en [28], el ambiente de trabajo que se seleccionó fue el simulador ARAP creado en [7] ya que en este trabajo se modeló y se implementó este protocolo.

Utilizando esta metodología se lograron determinar los valores óptimos para cada una de las variables fundamentales que influyen sobre el comportamiento de la variable

respuesta. Adicionalmente, gracias a la aplicación del marco experimental propuesto se descubrió una irregularidad en la implementación de una característica fundamental del protocolo en estudio el en simulador.

5.2 Recomendaciones

- Se recomienda reparar la funcionalidad irregular del factor “probabilidad máxima de la celda” en el simulador ARAP.
- Una vez hecho esto se recomienda volver a ejecutar los experimentos con el objetivo de probar la funcionalidad esperada y optimizar el factor restante.
- Por último, se recomienda optimizar el protocolo de acuerdo a la latencia y el anonimato, empleando la teoría de los modelos de regresión lineal, la metodología propuesta en esta investigación y las métricas de anonimato descritas en [29].

www.bdigital.ula.ve

Referencias Bibliográficas

- [1] M. AlSabah and I. Goldberg. Performance and Security Improvements for Tor: A Survey, 2015. <https://eprint.iacr.org/2015/235.pdf>.
- [2] T. Barker and A. Milivojevic. *Quality by Experimental Design*. CRC Press, USA, 4ta edition, 2016.
- [3] C. Bembibre. Definición Experimental, 2010. <https://goo.gl/6PNV3f>.
- [4] J. Bernal. Diseño de experimentos (DOE): Para qué sirve y cómo realizarlo, 2012. <https://goo.gl/VKY5Va>.
- [5] J. Bernal. Ciclo PDCA (Planificar, Hacer, Verificar y Actuar): El círculo de Deming de mejora continua, 2013. <https://goo.gl/TvZMhE>.
- [6] J. Broch, D. Maltz, D. Johnson, H. Yih-Chun, and J. Jetcheva. A Performance Comparison of Multi-Hop Wireless Ad Hoc Network Routing Protocols, 1998. <https://goo.gl/p1ofL5>.
- [7] D. Cadavid. Simulador para protocolo de enrutamiento que provee Anonimato basado en algoritmos de optimización de colonias de hormigas artificiales, 2016. Tesis de Pregrado. Universidad de Los Andes.
- [8] P. Christensson. OSI Model Definition, 2011. <https://goo.gl/yS9Ttf>.
- [9] Grupo de Petrología Aplicada. Regresión lineal simple y múltiple, Regresión no lineal, 2015. Universidad de Alicante. <https://goo.gl/QE83e3>.
- [10] H. Gutiérrez and R. De La Vara. *Análisis y Diseño de Experimentos*. McGraw-Hill, México, 2da edition, 2008.

- [11] A. Jain, S. Jain, and A. Namdev. Performance based Secure Optimized Routing Protocol for Mobile Ad-Hoc Network, 2012. <https://goo.gl/UyQ9Li>.
- [12] A. Jiju. *Design of Experiments for Engineers and Scientists*. Elsevier Insights, UK, 2da edition, 2014.
- [13] R. Kabacoff. Quick-R. ANOVA, 2012. <https://www.statmethods.net/stats/anova.html>.
- [14] A. Kaylan. Statistical Design of Experiments for Computer Performance Evaluation. *NATO ASI Series*, 22:440 – 452, 1986.
- [15] H. Kushner and G. Yin. *Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications*. Springer, USA, 2da edition, 2010.
- [16] Lincoln University. Library, Teaching and Learning Factorial Designs, 2015. New Zealand. <https://library2.lincoln.ac.nz/documents/Factorial-Design.pdf>.
- [17] J. Liu, J. Kong, X. Hong, and M. Gerla. Performance Evaluation of Anonymous Routing Protocols in MANETs, 2004. <https://goo.gl/1amous>.
- [18] J. Marín. Introducción al Diseño de Experimentos, 2006. Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Estadística. <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/Disenno/IntroDE.pdf>.
- [19] H. Mohamed, M. Hisyam Lee, S. Salleh, B. Sanugi, and M. Sarahintu. Taguchi Approach for Performance Evaluation of Routing Protocols in Mobile Ad Hoc Networks, 2010. <http://eprints.utm.my/38429/2/02EJ.pdf>.
- [20] D. Montgomery. *Diseño y Análisis de Experimentos*. Limusa Wiley, México, 2da edition, 2004. Traducido por Rodolfo García.
- [21] J. Myung, D. Cavagnaro, and M. Pitt. A Tutorial on Adaptive Design Optimization, 2013. University of Ohio. <https://goo.gl/NkDN4R>.
- [22] J. Myung, M. Pitt, L. Zhong-Lin, M. Steyvers, and K. Woojae. A Hierarchical Adaptive Approach to Optimal Experimental Design, 2014. University of Ohio. <http://faculty.psy.ohio-state.edu/myung/personal/HADOREvMar2014.pdf>.

- [23] G. Paciello. Enrutamiento: Conceptos Fundamentales, 2017. <https://goo.gl/NSe6ip>.
- [24] E. Reyes. Y, ¿cuál transformación uso? (en R), 2013. <https://goo.gl/unWyU9>.
- [25] M. Rezende, D. Vale, P. Aguiar, C. Riehl, and D. Azevedo. Application of Full Factorial Design to Evaluate the Effect of Different Variables on the Stability of Biodiesel: Diesel Blends under Storage Conditions. *Sociedade Brasileira de Química*, 28:1966 – 1974, 2017.
- [26] L. Sullivan. Hypothesis Testing - Analysis of Variance (ANOVA), 2016. Boston University. <https://goo.gl/PDQAo9>.
- [27] R. Sumoza. Sistemas Anónimos en Escenarios Globales, 2008. Tesis de Maestría. Universidad Complutense de Madrid.
- [28] R. Sumoza, A. Sandoval, L. García, and K. Tai-hoon. Collective Intelligence for Anonymous Systems, 2012. <https://goo.gl/e9ge8K>.
- [29] R. Sumoza, A. Sandoval, L. García, and K. Tai-hoon. Metrics for Anonymity, 2012. <https://goo.gl/pFJZGP>.
- [30] L. Tesfatsion. Experimental Design: Basic Concepts and Terminology, 2013. Iowa State University: Department of Economics. <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/expdesign.pdf>.
- [31] The R Foundation. What is R?, 2017. Accesado Octubre 2017. <https://goo.gl/TNEmX1>.
- [32] Y. Vander. Experimental Design Approaches in Method Optimization. *LCGC Europe*, 19:469 – 475, 2006.
- [33] J. Wu and M. Hamada. *Experiments: Planning, Analysis, and Optimization*. Wiley, USA, 2da edition, 2009.
- [34] V. Yepes. Diseño completamente al azar y ANOVA, 2013. Universidad Politécnica de Valencia. <https://goo.gl/3sW1hu>.