



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

**POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN MATEMÁTICAS APLICADAS Y
EN SISTEMAS
INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

**ALGORITMO DESCENTRALIZADO DE RUTEO DE TRÁFICO
VEHICULAR CON INFORMACIÓN LOCAL INSPIRADO EN EL
ALGORITMO DE COLONIA DE HORMIGAS**

T E S I S
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN.

PRESENTA:
ALEJANDRO MALDONADO NAVARRO

DIRECTOR DE TESIS:
DR. CARLOS GERSHENSON GARCÍA IIMAS

CIUDAD DE MÉXICO, SEPTIEMBRE DE 2018



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Resumen

En recientes años el parque vehicular se ha ido incrementando considerablemente, el problema de movilidad en las ciudades se agrava cada día, es fácil ver la existencia de algunas opciones para enfrentar este problema; sin embargo muchas de estas no dan tan buenos resultados, parece ser que lo más factible en este punto es el mejor aprovechamiento de nuestra infraestructura carretera.

En este trabajo se estudia como el uso de rutas alternas a la ruta más corta puede mitigar el problema de los congestionamientos. Se propone un modelo de tráfico vehicular basado en autómatas celulares que funge como base para el estudio de diferentes métodos de ruteo. Además, se proponen escenarios típicos de flujo vehicular sin una buena estrategia de ruteo y escenarios donde los vehículos siguen diferentes algoritmos de enrutamiento basados en información local; estos últimos inspirados principalmente en la estigmergia que usan las hormigas para generar su autoorganización, con el fin de encontrar la ruta más corta a sus alimentos.

La dinámica del tráfico de la ciudad con vehículos que van de sus hogares a su trabajo es estudiado mediante diagramas fundamentales, número de viajes que se pueden realizar en cierto periodo, distancia media de los recorridos y tiempo promedio de los viajes.

Los resultados de los experimentos con diferentes densidades y parámetros son examinados, mostrando que el mecanismo aquí propuesto logra incrementar hasta en un 200 % el flujo de la red y el número de viajes que se pueden realizar en densidades de tráfico congestionado.

Dedicada con mucho amor y cariño a mi familia.

Agradecimientos

A Dios, gracias por haberme dado la fuerza y salud para concluir mis estudios, por brindarme un sin fin de oportunidades en la vida.

A mis familia, gracias por todo el apoyo que me han brindado, gracias por siempre creer en mí y nunca dudar.

A mi director de tesis, gracias por haber compartido pacientemente sus conocimientos conmigo, por brindarme su apoyo siempre que lo necesite.

A mis sinodales, por el tiempo dedicado en la revisión de este trabajo, por los comentarios y correcciones hechas, muchas gracias.

A mi pareja, Ivette, agradezco infinitamente por haberme acompañado en todo este trayecto, por toda la motivación, las correcciones y comentarios de este trabajo, mil gracias.

Al Centro de Ciencias de la Complejidad (C3) de la UNAM, por brindarme los medios necesarios para realizar este proyecto.

Al CONACyT, por brindarme la beca que permitió concluir mis estudios de posgrado.

Índice general

Índice general	VII
Índice de tablas	x
Índice de figuras	XIII
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
1.2. Problemática	4
1.3. Hipótesis	4
1.4. Objetivos	4
1.5. Justificación	5
2. Tráfico vehicular	6
2.1. Conceptos básicos	6
2.1.1. Velocidad	6
2.1.2. Densidad espacial	7
2.1.3. Flujo	7
2.1.4. Diagrama fundamental	8
2.1.5. Flujo libre y tráfico congestionado	8
3. Sistemas complejos	9
3.1. Autoorganización	10
3.2. Algoritmo de hormigas	10
4. Autómatas celulares	12
4.1. Modelos de tráfico vehicular con autómatas celulares	13

4.1.1.	El modelo Nagel-Schreckenberg (NaSch)	13
4.1.2.	El modelo BML	14
5.	Sistemas de ruteo de tráfico vehicular	16
5.1.	Algoritmos de ruteo estáticos y dinámicos	17
5.2.	Algoritmos de ruteo reactivos y predictivos	17
5.3.	Enfoques centralizados y descentralizados de ruteo	18
5.4.	Trabajos relacionados: Mecanismos descentralizados de ruteo	19
6.	Modelo de tráfico vehicular y algoritmos propuestos	23
6.1.	Modelo de tráfico vehicular: ambiente de simulación propuesto	24
6.2.	Algoritmos de ruteo implementados	27
6.2.1.	Algoritmo I	28
6.2.2.	Algoritmo I-A	30
6.2.3.	Algoritmo II	31
6.2.4.	Algoritmo II-A	32
6.2.5.	Algoritmo D	32
6.2.6.	Algoritmo Base	33
7.	Metodología	34
7.1.	Experimentos	34
7.2.	Configuración del escenario	35
7.3.	Algoritmo I y Algoritmo II	36
7.4.	Algoritmo D	39
7.5.	Algoritmo I-A, II-A, y Base	40
8.	Resultados	41
8.1.	Combinaciones de parámetros	42
8.1.1.	Algoritmo I	42
8.1.2.	Algoritmo II	47
8.1.3.	Algoritmo D	51
8.2.	Mejores resultados conforme a parámetros: Algoritmo I, II y D	52
8.3.	Número de viajes contra densidad	56
8.4.	Diagrama fundamental	58
8.5.	Distancia media del recorrido contra densidad	62

8.6. Tiempo promedio del recorrido contra densidad	64
8.7. Porcentaje de viajes usando la ruta más corta contra densidad	68
9. Discusión	71
10. Conclusiones	79
Bibliografía	82
A. Algoritmo I	86
A.1. Parámetros $P_{inc} = 2$ y $P_{dec} = 3$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.	86
A.2. Número de viajes y flujo para cada combinación de parámetros en diferentes densidades	90
A.3. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades	92
B. Algoritmo II	94
B.1. Parámetros $P_{inc} = 6$ y $P_{dec} = 7$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.	94
B.2. Número de viajes y flujo para cada combinación de parámetros en diferentes densidades	98
B.3. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades	100
C. Algoritmo D	102
C.1. Parámetro $\alpha = 2.1$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.	102
C.2. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades	105
D. Resultados de todos los algoritmos	107

Índice de tablas

5.1. Artículos: mecanismos de ruteo descentralizado	21
6.1. Función de costo de los algoritmos.	27
7.1. Experimentos ejecutados.	35
7.2. Parámetros estáticos del mundo y el modelo.	36
8.1. Suma del número de viajes para el algoritmo I.	52
8.2. Suma del número de viajes para el algoritmo II.	52
8.3. Suma del número de viajes para el algoritmo D.	52
8.4. Combinación de parámetros para los algoritmos I, II y D.	53
8.5. Número de viajes obtenidos por los algoritmos I-C, I Exp23, II-C, II Exp67, D-C, D 2.1 y Base en diferentes densidades.	53
8.6. Suma del número de viajes para todos los algoritmos.	57
8.7. Porcentaje de mejora de los algoritmos I Exp23, II Exp67, I-A, II-A, D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el número de viajes.	58
8.8. Suma del flujo para todos los algoritmos.	61
8.9. Suma de la distancia media del recorrido.	63
8.10. Suma del tiempo promedio de recorrido.	67
8.11. Suma del porcentaje de viajes con los cuales la ruta más corta fue usada. . .	69
9.1. Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23, II-C, I-A, II-A, D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el número de viajes.	75
9.2. Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el flujo.	75
9.3. Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para la distancia media del recorrido.	75

9.4. Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el tiempo promedio de recorrido.	75
A.1. Algoritmo I - Densidad: 0.05, vehículos: 46	92
A.2. Algoritmo I - Densidad: 0.10, vehículos: 91	92
A.3. Algoritmo I - Densidad: 0.15, vehículos: 136	92
A.4. Algoritmo I - Densidad: 0.20, vehículos: 181	92
A.5. Algoritmo I - Densidad: 0.25, vehículos: 226	92
A.6. Algoritmo I - Densidad: 0.30, vehículos: 271	92
A.7. Algoritmo I - Densidad: 0.35, vehículos: 316	92
A.8. Algoritmo I - Densidad: 0.40, vehículos: 361	92
A.9. Algoritmo I - Densidad: 0.45, vehículos: 406	92
A.10. Algoritmo I - Densidad: 0.50, vehículos: 451	93
A.11. Algoritmo I - Densidad: 0.55, vehículos: 496	93
A.12. Algoritmo I - Densidad: 0.60, vehículos: 541	93
B.1. Algoritmo II - Densidad: 0.05, vehículos: 46	100
B.2. Algoritmo II - Densidad: 0.10, vehículos: 91	100
B.3. Algoritmo II - Densidad: 0.15, vehículos: 136	100
B.4. Algoritmo II - Densidad: 0.20, vehículos: 181	100
B.5. Algoritmo II - Densidad: 0.25, vehículos: 226	100
B.6. Algoritmo II - Densidad: 0.30, vehículos: 271	100
B.7. Algoritmo II - Densidad: 0.35, vehículos: 316	100
B.8. Algoritmo II - Densidad: 0.40, vehículos: 361	100
B.9. Algoritmo II - Densidad: 0.45, vehículos: 406	100
B.10. Algoritmo II - Densidad: 0.50, vehículos: 451	101
B.11. Algoritmo II - Densidad: 0.55, vehículos: 496	101
B.12. Algoritmo II - Densidad: 0.60, vehículos: 541	101
C.1. Algoritmo D - Densidad: 0.05, vehículos: 46	105
C.2. Algoritmo D - Densidad: 0.10, vehículos: 91	105
C.3. Algoritmo D - Densidad: 0.15, vehículos: 136	105
C.4. Algoritmo D - Densidad: 0.20, vehículos: 181	105
C.5. Algoritmo D - Densidad: 0.25, vehículos: 226	105
C.6. Algoritmo D - Densidad: 0.30, vehículos: 271	105

C.7. Algoritmo D - Densidad: 0.35, vehículos: 316	105
C.8. Algoritmo D - Densidad: 0.40, vehículos: 361	105
C.9. Algoritmo D - Densidad: 0.45, vehículos: 406	105
C.10. Algoritmo D - Densidad: 0.50, vehículos: 451	106
C.11. Algoritmo D - Densidad: 0.55, vehículos: 496	106
C.12. Algoritmo D - Densidad: 0.60, vehículos: 541	106

Índice de figuras

2.1. Diagrama fundamental [Kerner, 2009]	8
3.1. “Un ejemplo con hormigas reales. (a) Las hormigas siguen el camino entre los puntos A y E. (b) Un obstáculo es interpuesto; las hormigas pueden escoger para ir alrededor de él siguiendo uno de los dos caminos con probabilidades iguales. (c) En el camino más corto se concentra más feromona” [Dorigo et al., 1996]	11
4.1. Posibles vecindarios considerados para autómatas celulares de dos dimensiones [Wolfram, 1983]	13
4.2. Ejemplo del modelo de Nagel y Schreckenberg, cada fila representa un tiempo t y cada columna representa un espacio en la carretera.	14
4.3. Ejemplo del modelo BML, las flechas representan la dirección de los vehículos.	15
6.1. Escenario o topología del modelo de tráfico vehicular propuesto, las flechas indican el sentido de las calles, los cuadros azules en la parte superior izquierda denota los trabajos mientras que, en los cuadros rojos de la parte inferior derecha se establecen los hogares.	24
6.2. Datos del algoritmo I. Las flechas en los costados del mapa indican el sentido de las calles, el triángulo en el centro representa al vehículo y su orientación. El objetivo es denotado por el cuadrado ubicado en la parte superior izquierda que yace en la intersección. El conjunto de celdas bajo la línea punteada son consideradas como la calle a evaluar, dada la topología, siempre existen dos. La línea punteada marca la distancia de la ubicación actual a la siguiente intersección, mientras que la línea negra marca la distancia de la intersección al objetivo.	29

6.3.	Datos del algoritmo II. Las flechas en los costados del mapa indican el sentido de las calles, el triángulo en el centro representa al vehículo y su orientación. El objetivo es denotado por el cuadrado ubicado en la parte superior izquierda que yace en la intersección. Las celdas con un círculo son las siguientes intersecciones a evaluar, dada la topología, siempre existen dos. La línea punteada marca la distancia de la ubicación actual a la siguiente intersección, mientras que la línea negra marca la distancia de la intersección al objetivo.	31
8.1.	Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Suma de los viajes realizados (ecuación 7.1), b) suma de los flujos promedios de los vehículos (ecuación 7.6), c) suma de la distancia media de los recorridos completados DMR , d) suma de los tiempos promedio de los recorridos completados, e) suma de los recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada RMC . Para las gráficas a) y b) se consideraron densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos (considerando un máximo espacio de 900 celdas) en intervalos de 1, mientras que para las gráficas c), d) y e) se consideraron densidades compuestas desde 1 hasta 450 vehículos en intervalos de 1 (considerando un máximo espacio de 900 celdas).	42
8.2.	Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Número de viajes logrados en 350 $ticks$ o pasos, b) flujo promedio de los recorridos (vehículos / $ticks$) (ecuación 7.2)	45

- 8.3. Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. c) Distancia media de los recorridos en celdas (ecuación 7.7), d) tiempo promedio de los recorridos en $ticks$ (ecuación 7.9) y e) el porcentaje de recorridos con los cuales la ruta más corta fue tomada. 46
- 8.4. Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Suma de los viajes realizados (ecuación 7.1), b) suma de los flujos promedios de los vehículos (ecuación 7.6), c) suma de la distancia media de los recorridos completados DMR , d) suma de los tiempos promedio de los recorridos completados, e) suma de los recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada RMC . Para las gráficas a) y b) se consideraron densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos (considerando un máximo espacio de 900 celdas) en intervalos de 1, mientras que para las gráficas c), d) y e) se consideraron densidades compuestas desde 1 hasta 450 vehículos en intervalos de 1 (considerando un máximo espacio de 900 celdas). 47
- 8.5. Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Número de viajes logrados en 350 $ticks$ o pasos, b) flujo promedio de los recorridos (vehículos / $ticks$) (ecuación 7.2) 49

8.6.	Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. c) Distancia media de los recorridos en celdas (ecuación 7.7), d) tiempo promedio de los recorridos en $ticks$ (ecuación 7.9) y e) el porcentaje de recorridos con los cuales la ruta más corta fue tomada.	50
8.7.	Variación de parámetros para el algoritmo D.	51
8.8.	Número de viajes promedio que es posible realizar en 350 pasos o $ticks$ para el algoritmo D con respecto al parámetro α . Los resultados en cada punto representan un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad explorada.	52
8.9.	Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo I, obtenido desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos, mediante 20 muestras por densidad. Se resalta en azul el experimento con parámetros $P_{inc} = 2$, y $P_{dec} = 3$ y en gris las otras combinaciones de parámetros.	54
8.10.	Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo II, obtenido desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos, con 20 muestras por densidad. Se resalta en azul para el experimento con parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y en gris las otras combinaciones de parámetros.	55
8.11.	Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Se resalta en azul la gráfica que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro.	55
8.12.	Número de viajes realizados durante 350 $ticks$, con densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$	56

8.13. Comparación del número de viajes realizados con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha = 2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	57
8.14. Flujo promedio de los recorridos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.2. La línea azul indica el cambio de fase considerado para el algoritmo Base mientras que la roja indica el cambio de fase para los algoritmos I y D.	60
8.15. Comparación del flujo con los diferentes algoritmos. Con densidades de 1 vehículo hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	61
8.16. Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.7.	62
8.17. Comparación de la distancia media del recorrido con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	63

8.18. Tiempo promedio de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.	66
8.19. Comparación del tiempo promedio del recorrido con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	67
8.20. Porcentaje de viajes que usan la ruta más corta contra densidad. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.	68
8.21. Comparación del porcentaje de viajes que usan la ruta más corta contra densidad con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	69
9.1. Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.	72

9.2.	Recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.	74
9.3.	Viajes realizados contra densidad y flujo. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$.	76
A.1.	Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros.	86
A.2.	Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. .	87
A.3.	Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. .	87

- A.4. Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10), P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 88
- A.5. Mapas de calor para el número de viajes realizados en 350 *ticks* o pasos por los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos. 90
- A.6. Mapas de calor para el flujo de los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos. 91
- B.1. Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10), P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6, P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. 94

- B.2. Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 95
- B.3. Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 95
- B.4. Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 96
- B.5. Mapas de calor para el número de viajes realizados en 350 *ticks* o pasos por los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos. 98

- B.6. Mapas de calor para el flujo de los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos. 99
- C.1. Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ por densidades formadas por densidades desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. 102
- C.2. Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 103
- C.3. Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas. 103

C.4.	Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.	104
D.1.	Número de viajes realizados durante 350 <i>ticks</i> , con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. . .	107
D.2.	Flujo promedio de los recorridos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.2.	108
D.3.	Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.7.	109
D.4.	Tiempo promedio de los recorridos completados durante 350 pasos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.	110
D.5.	Recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.	111

Capítulo 1

Introducción

El problema de movilidad en nuestro país crece a medida que incrementa el número de automóviles en nuestras calles; se prevé que para el año 2030 habrá 70 millones de vehículos circulando en México. Diferentes propuestas se han realizado para poder mitigar el problema de movilidad, sin embargo no han dado buenos resultados. La explotación de la infraestructura con la que se cuenta parece ser la mejor alternativa a corto y largo plazo.

Los métodos estáticos de ruteo vehicular siempre han encontrado dificultades para establecer el flujo óptimo de toda una red, por lo tanto, es importante reflexionar sobre la necesidad de explorar nuevos enfoques para administrar el tráfico vehicular.

Una de las principales ideas aquí expuestas para mejorar los métodos convencionales de ruteo está inspirado en la forma de interacción de las hormigas en la búsqueda de sus alimentos.

La autoorganización que expresan las hormigas al momento de buscar sus alimentos es basada en un fenómeno denominado estigmergia, el cual les ayuda a encontrar la ruta más corta entre su fuente de alimento y su colonia.

En este trabajo se estudia el uso de mecanismos de ruteo inspirados principalmente en la estigmergia que usan las hormigas para generar su autoorganización; estos mecanismos de autoorganización son implementados en los vehículos y les permite encontrar rutas subóptimas que consecuentemente balancean las cargas de la red y evitan congestiones futuras.

El documento está ordenado de la siguiente forma: en el capítulo 2 se discuten conceptos básicos relacionados al tráfico vehicular. En el capítulo 3 se da una breve introducción a la temática de sistemas complejos donde se aborda también el algoritmo de hormigas, luego en el capítulo 4 se comentan los modelos de tráfico vehicular que son de interés para el trabajo. En el capítulo 5 se da una breve introducción a los sistemas de ruteo de tráfico vehicular. En

el capítulo 6 se explica el ambiente de simulación y los algoritmos propuestos. En el capítulo 7 se describe la metodología, luego en el capítulo 8 se muestran los resultados obtenidos de las simulaciones. En el capítulo 9 se muestra la discusión y finalmente en el capítulo 10 se dan las conclusiones.

1.1. Antecedentes

El problema de movilidad en México crece junto al número de automóviles en las calles y reduce la disponibilidad que éstas tienen. Algunos estudios [Medina Ramírez, 2012, Perez Leon, 2017] revelan cómo el incremento del parque vehicular está aumentando más rápido que el incremento de la infraestructura que lo soporta. Es decir, cada día hay más coches y menos vías en donde puedan circular.

La perspectiva futura para México, es que esta situación se agrava ante el continuo crecimiento del parque vehicular, que se estima llegue a 70 millones de vehículos en el año 2030 [INE, 2012]. Por este motivo, es importante hacer consciencia sobre la gravedad de la situación.

La solución a este problema puede seguir diferentes enfoques, por ejemplo: a) reducir el número total de vehículos en las calles, b) incrementar la infraestructura carretera, c) incrementar el flujo del tráfico con la infraestructura carretera existente.

En la Ciudad de México ya se han propuesto diferentes estrategias para reducir el número de coches en las calles, por ejemplo el programa de limitación de circulación en México “Hoy no circula”. También se ha incrementado la infraestructura. Sin embargo, no hay resultados con gran impacto. Por lo tanto, mejorar la movilidad con el uso de la infraestructura actual es una opción que debe de explorarse.

En la literatura podemos encontrar diferentes formas de resolver el problema haciendo uso de la infraestructura, por ejemplo, optimizar el flujo por medio de semáforos autoorganizantes [Gershenson and Rosenblueth, 2011], mejorar el tráfico mediante mecanismos de ruteo [Kponyo et al., 2016a, Dallmeyer et al., 2014, Scellato et al., 2010], o utilizar autoorganización y comunicación entre vehículos [Ferreira et al., 2010, Tonguz and Viriyasitavat, 2016].

El problema de encontrar la ruta más corta ha sido ampliamente estudiado, diversos algoritmos se han propuestos. El algoritmo de Edsger Dijkstra propuesto en 1959, que por su sencillez y fácil aplicación se ha adoptado ampliamente, otros algoritmos estáticos (ejemplo A*), han sido explotados debido a su robustez y a la precisión que puede tener.

Sin embargo utilizar estos algoritmos estáticos en un ambiente dinámico no trae muchas ventajas a largo plazo. Por lo cual es necesario adaptar un enfoque dinámico, donde se haga uso de la información cambiante en la red.

El que todos los vehículos usen la ruta más corta al mismo tiempo puede resultar un comportamiento egoísta y contraproducente, que llevaría a congestionar la red mediante embotellamientos o bloqueos de calles, una forma más práctica de utilizar la red vehicular puede ser a través del uso de rutas alternas, es decir, cooperando.

A pesar de que las rutas alternas pueden no ser las óptimas para los usuarios, estas resultan ser una opción que: a) ayudan a que el usuario llegue a su destino en un intervalo de tiempo aceptable, b) ayudan a que en la red se puedan realizar más viajes en menor tiempo, c) mantienen una densidad menor en algunos tramos carreteros y d) ayudan a encontrar un flujo óptimo o subóptimo para toda la red.

En este documento, nos centraremos principalmente en el enfoque de mejorar el tráfico mediante mecanismos de ruteo, especialmente mecanismos inspirados en la autoorganización de las hormigas, tales mecanismos han demostrado ser eficientes. Por ejemplo [Kponyo et al., 2016a] propone un sistema de tráfico inteligente distribuido (DITS), el cual incrementa la velocidad media de los vehículos, mientras que [Dallmeyer et al., 2014] propone un mecanismo de antiferomona que logra reducir los tiempos de viaje.

Es clara la necesidad de buscar nuevos mecanismos de ruteo que permitan reducir el tiempo y la distancia del recorrido de los usuarios en la red. En este trabajo se propone un modelo de tráfico vehicular basado en autómatas celulares, en el cual se explora un algoritmo de ruteo que usa información local, junto con un factor de penalización basado en el algoritmo de colonia de hormigas.

Los algoritmos bioinspirados tienen sus orígenes en la biomimesis, ésta se refiere al proceso de imitar a las plantas y animales vivos en la forma en que resuelven los problemas o abordan las tareas que enfrentan, la biomimesis pretende imitar procesos o sistemas biológicos [Vepa, 2013]; la programación genética, las redes neuronales y la inteligencia de enjambre son algunos ejemplos de formas de enfrentar problemas inspirándose en la naturaleza. Actualmente estas tecnologías han logrado resolver problemas que antes se creían imposibles o muy complejos [Silver et al., 2016].

El algoritmo de hormigas al cual hacemos referencia en este trabajo es conocido como *Ant System* o sistema de hormigas, el cual es propuesto en 1992 por Marco Dorigo en su tesis de doctorado [Dorigo et al., 1996]. En tal algoritmo las hormigas hacen uso de su entorno para comunicarse (estigmergia); este algoritmo ha sido utilizado para resolver una gran variedad

de problemas [Dorigo and Stützle, 2010].

1.2. Problemática

Los congestionamientos en las redes vehiculares son un problema difícil de resolver, dada la complejidad que expresan, por el número de variables y estados involucrados. En la literatura es posible encontrar principalmente tres soluciones a este problema [Ferreira et al., 2010] a) reducir el número total de vehículos en las calles, b) incrementar la infraestructura carretera, c) incrementar el flujo del tráfico con la infraestructura carretera existente. Dado que las primeras dos resultan en muchas ocasiones imposibles, la tercera resulta ser la mejor alternativa.

La problemática entonces se puede ver como la falta de estrategias adecuadas para el uso y explotación de la infraestructura actual de la red vehicular.

Los conductores pueden tomar decisiones “egoístas”, como por ejemplo tomar la ruta más conveniente para sí mismos (en cuestiones de tiempo o distancia). Sin embargo, este tipo de conductas ocasionalmente pueden llevar a un colapso de la red.

1.3. Hipótesis

Se puede mejorar la forma egoísta de ruteo de vehículos que van de un origen a un destino, mediante algoritmos bioinspirados, trayendo consigo mejoras en el número de viajes que son posibles de completar en cierto tiempo y cierta densidad de vehículos.

1.4. Objetivos

1. Proponer un algoritmo que de forma descentralizada permita el ruteo de tráfico, logrando un balanceo de cargas y mejorando el flujo para toda la red.
2. Implementar diferentes mecanismos de autoorganización y adaptación para el ruteo del tráfico de automóviles.
3. Comparar el desempeño de la propuesta, contra otra propuesta mencionada en la literatura y analizar los resultados obtenidos.
4. Crear un modelo que permita mediante simulaciones, estudiar el comportamiento de los diferentes algoritmos de ruteo vehicular.

1.5. Justificación

Una propuesta descentralizada puede mejorar la forma en que actualmente se realiza el ruteo del tráfico de automóviles, el siempre dar la ruta más corta o de menor tiempo a un vehículo, en ocasiones no resulta ser la mejor opción para toda la red y en consecuencia para el usuario. Un enfoque inspirado en el algoritmo de colonia de hormigas permitiría que: a) se encuentren diversas alternativas al flujo de automóviles (permitiendo el balanceo de cargas), b) se mejore el flujo de movilidad en toda la red y c) que más vehículos lleguen a su destino en cierto periodo de tiempo.

Capítulo 2

Tráfico vehicular

En este capítulo se introducen conceptos básicos relacionados con tráfico vehicular, tales como: velocidad, densidad y flujo. Esto con el fin de familiarizar al lector con el tema de tráfico vehicular y en capítulos futuros comprender tales conceptos.

2.1. Conceptos básicos

Las primeras investigaciones relacionadas en producir una teoría del tráfico vehicular remontan de los años 20's por [Knight, 1924]. Sin embargo fue en 1935 que Greenshields publica un artículo donde relaciona conceptos como velocidad, densidad y flujo (denominada densidad-vehículo por [Greenshields et al., 1934]) dando origen a la fórmula $q = v * p$ (donde q es el flujo, v la velocidad y p la densidad). Junto a este concepto también se estableció por primera vez en aquel trabajo el diagrama fundamental del flujo.

Para introducirnos en la temática del tráfico vehicular es importante estudiar ciertos conceptos y sus relaciones, especialmente sobre velocidad, densidad y flujo.

2.1.1. Velocidad

La velocidad v se puede apreciar como el escalar resultante de la distancia d que existe entre un punto A hacia un punto B dividido en el tiempo t que tarda en desplazarse, la fórmula se puede establecer en la ecuación 2.1.

$$v = \frac{d}{t}, \quad (2.1)$$

donde v es la velocidad, d la distancia y t el tiempo.

Un término más formal puede encontrarse en [Wilson and Gibbs, 1901], donde denota la velocidad o *velocity* como la tasa de cambio de la posición de una partícula, el resultado de esto es una magnitud vectorial. Por otra parte indica que velocidad *speed* se usa frecuentemente para denotar el valor escalar de la velocidad.

La diferencia radica en que *velocity* es usada para referirse a la magnitud vectorial y *speed* para denotar el valor escalar. Dado que en español ambas palabras son a menudo traducidas como velocidad, para fines de este documento, cuando se refiera a velocidad se estará hablando de *speed* y no de *velocity*.

2.1.2. Densidad espacial

Es el número de vehículos que se encuentran sobre un tramo carretero, es decir, vehículos por el tamaño de la sección carretera, usualmente se usan vehículos por milla o vehículos por kilómetro, y se describe mediante la ecuación 2.2.

$$k = \frac{veh}{d}, \quad (2.2)$$

donde k es la densidad, veh es el número de vehículos y d es el tamaño de la sección carretera.

2.1.3. Flujo

En los años 30's los trabajos de Greenshields [Greenshields et al., 1934] no hacían uso de la palabra flujo como tal, sino que se referían a esta como densidad-vehículos por hora o como densidad de segundo orden.

Greenshields [Greenshields et al., 1934] estableció la relación entre densidad, velocidad y flujo, la cual se puede interpretar como la cantidad de vehículos que pasan por un tramo carretero en cierto tiempo. El flujo también se puede obtener a partir de la densidad y la velocidad (ecuación 2.3).

$$q = \frac{veh}{t} = \frac{veh}{d} \frac{d}{t} = kv, \quad (2.3)$$

donde q es el flujo, veh es el número de vehículos, t es el tiempo y d es el tamaño de la sección carretera.

2.1.4. Diagrama fundamental

Los primeros estudios sobre la relación de la velocidad, la densidad y el flujo fueron concebidos por Greenshields [Greenshields et al., 1934].

Luego de casi 20 años, en 1955 fueron Lighthill y Whitham quienes estudiaron más a fondo la relación que existía entre estas variables y postularon la hipótesis de que “en cualquier punto de la carretera, el flujo q es una función de la densidad k ” [Lighthill and Whitham, 1955].

El término diagrama fundamental en sí mismo es históricamente basado en la hipótesis fundamental de Lighthill y Whitham [Lighthill and Whitham, 1955], de la existencia de una curva de concentración de flujo (figura. 2.1). Este enfoque nos permite observar la relación de las variables y estudiar los dos estados principales del tráfico, el flujo libre y el tráfico congestionado.

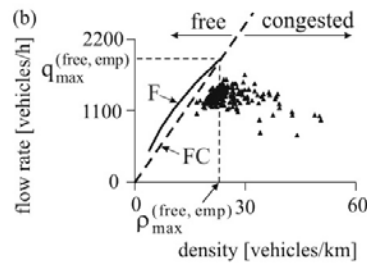


Figura 2.1: Diagrama fundamental [Kerner, 2009]

2.1.5. Flujo libre y tráfico congestionado

Es fácil darnos cuenta cuando vamos en flujo libre, dado que podemos llegar a tiempo a nuestro destino. Por otro lado también sabemos cuando el tráfico está congestionado, ya que resulta casi imposible movernos de un lugar a otro, a pesar de que estos dos conceptos pueden resultar intuitivos, es importante dar una explicación más clara al lector.

El flujo libre se observa cuando la densidad de vehículos en un tramo carretero es lo suficientemente pequeña. A una densidad suficientemente pequeña, las interacciones entre los vehículos no tienen un impacto importante en sus velocidades, de tal modo que pueden moverse a las velocidades máximas deseadas [Kerner, 2009].

Cuando la densidad en la vía alcanza la densidad máxima para el flujo libre, ocurre la transición de fase al estado de tráfico congestionado (congestionamiento). El tráfico congestionado se describe como un estado de tráfico en el que la velocidad promedio es menor que

la velocidad promedio mínima que aún es posible en flujo libre [Kerner, 2009].

Estos dos conceptos son fáciles de observar en el diagrama fundamental de la figura 2.1, donde podemos encontrar los dos estados y observar el flujo máximo como el valor más alto en el eje Y.

Capítulo 3

Sistemas complejos

Muchos logros importantes en la ciencia fueron realizados mediante un enfoque determinista, lineal o newtoniano; ésta por muchos años fue la forma clásica de hacer ciencia. Los sistemas complejos son un nuevo campo de la ciencia que estudia cómo las partes de un sistema y sus relaciones dan lugar a los comportamientos colectivos del mismo, y cómo este se interrelaciona con su entorno [Mitchell, 2011]. Esto se resume en una sola frase que usualmente podemos encontrar en la mayoría de los textos que hablen sobre complejidad; “el todo es más que la suma de sus partes”.

Según Melanie Mitchell en su libro *Complexity: A Guided Tour* [Mitchell, 2011], los sistemas complejos pueden tener las siguientes propiedades:

- Comportamiento colectivo complejo. Los componentes individuales de los sistemas complejos siguen reglas relativamente simples sin un control central o un líder. Son las acciones colectivas de un vasto número de componentes las que dan lugar a la complejidad, difícil de predecir con patrones de comportamiento cambiante.
- Procesamiento de señalización e información: todos estos sistemas producen y utilizan información y señales de sus entornos internos y externos.
- Adaptación: Cambian su comportamiento, incrementando sus posibilidades de tener éxito, a través del aprendizaje o proceso evolutivo.

Una descripción sobre los sistemas complejos la podemos encontrar en [Mitchell, 2011], donde se menciona que un sistema complejo es: “Un sistema en el que grandes redes de componentes sin control central y reglas simples de operación, dan lugar a un comportamiento colectivo

complejo, procesamiento sofisticado de la información y adaptación a través del aprendizaje o la evolución”.

Dada la dinámica cambiante que existe en las redes de tráfico urbano y debido al gran número de variables implicadas en el sistema, las redes de tráfico urbano pueden ser vistas como sistemas complejos, en las cuales podemos encontrar la no linealidad, poca predictibilidad y autoorganización de los vehículos.

3.1. Autoorganización

La autoorganización surge como un comportamiento organizado sin un control central o líder externo o interno, donde las reglas simples de los elementos del sistema, producen un comportamiento complejo que resulta difícil de predecir; este comportamiento a veces es denominado comportamiento emergente [Mitchell, 2011]. Un sistema complejo exhibe conductas emergentes y autoorganizadas no triviales.

La autoorganización que puede ser observada en el tráfico vehicular, surge a partir de las reglas de interacción entre los vehículos y la infraestructura de la red. Este trabajo estudia cómo estas formas de autoorganización pueden ser mejoradas, mediante mecanismos de autoorganización inspirados en la naturaleza, específicamente en la forma que interactúan las colonias de hormigas.

3.2. Algoritmo de hormigas

El algoritmo de optimización por colonia de hormigas, o por sus siglas en inglés ACO, fue introducido inicialmente como *Ant System* [Dorigo et al., 1996] o sistema de hormigas por Dorigo en el año de 1996. Este algoritmo describe cómo las hormigas son capaces de encontrar la ruta más corta entre su fuente de alimento y su hogar.

En el artículo [Dorigo et al., 1996] se considera el ejemplo de la figura 3.1, en el cual existe un camino donde las hormigas están caminando desde A hacia E (figura 3.1 (a)). A continuación, un obstáculo aparece en el camino y lo interrumpe. “Entonces en la posición B las hormigas que caminan de A hacia E (o de la posición D aquellas que caminan en dirección opuesta) tienen que decidir si girar a la derecha o a la izquierda (figura 3.1 (b)). La respuesta es influenciada por la intensidad de la feromona dejada por las hormigas anteriores. Un alto nivel de feromona en el camino correcto da a una hormiga un estímulo más fuerte

y en consecuencia una probabilidad más alta de tomar el camino correcto” [Dorigo et al., 1996].

De tal suerte que, la primera hormiga en llegar a B tiene la misma probabilidad de girar a la derecha o a la izquierda. Ya que el camino BCD es más corto que BHD, la hormiga en llegar más rápido será la que tome el camino BCD, causando que la hormiga proveniente de D ahora escoja el camino CBA para llegar a A. En consecuencia este camino se va a fortalecer y por lo tanto las probabilidades de que este sea escogido por las siguientes hormigas se incrementan (figura 3.1 (c)).

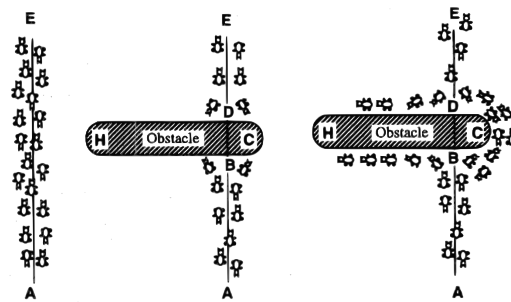


Figura 3.1: “Un ejemplo con hormigas reales. (a) Las hormigas siguen el camino entre los puntos A y E. (b) Un obstáculo es interpuesto; las hormigas pueden escoger para ir alrededor de él siguiendo uno de los dos caminos con probabilidades iguales. (c) En el camino más corto se concentra más feromona” [Dorigo et al., 1996]

En este trabajo se propone un mecanismo de ruteo, parte del cual es inspirado en el algoritmo de hormigas anteriormente descrito, especialmente en el uso de la feromona. En el artículo original, esta feromona “da información sobre cuántas hormigas en el pasado han escogido el mismo camino”. En este trabajo, la feromona nos dará información de cuántos vehículos han escogido un camino.

En el modelo propuesto en este trabajo, la red inicia con una cantidad de feromona. Al pasar por las vías los vehículos recogen feromona (a diferencia del algoritmo original en el cual se deja feromona), la feromona de cada vía se recupera en cierta cantidad en cada paso de tiempo.

La dinámica de los vehículos en las intersecciones consiste en tomar la ruta con mayor cantidad de feromona y menor distancia. La implementación de este mecanismo es descrita más a detalle en la sección 6.

Capítulo 4

Autómatas celulares

Uno de los enfoques para el estudio de los sistemas complejos es mediante el uso de simulaciones o recreaciones del fenómeno a estudiar. Estas recreaciones generalmente se basan en modelos o idealizaciones de cómo el sistema se comporta en el mundo real.

Debido a que en este trabajo se realizan experimentos mediante el uso de un modelo basado en autómatas celulares, este capítulo tiene la intención de familiarizar un poco al lector con el tema de autómatas celulares, abordando únicamente conceptos básicos ya que una descripción más profunda de autómatas celulares queda fuera del alcance de este trabajo.

Los autómatas celulares (AC) son modelos matemáticos para sistemas naturales complejos que contienen grandes cantidades de componentes idénticos simples con interacciones locales [Wolfram, 1984].

Los primeros en proponer y utilizar autómatas celulares fueron Von Neumann y Ulam [Neumann, 1966]. Luego de unos años John Horton Conway da a conocer el que probablemente es el autómata celular más conocido “el juego de la vida” [Gardner, 1970]. Según Wolfram los autómatas celulares son idealizaciones matemáticas de sistemas físicos (llamados modelos matemáticos) en los que el espacio y el tiempo son discretos y las cantidades físicas adquieren un conjunto finito de valores discretos.

Un autómata celular puede ser considerado unidimensional o bidimensional, esto según la dimensión del escenario. Un autómata celular de dos dimensiones consiste en una red regular uniforme o matriz, con una variable discreta en cada sitio (celda). El estado de un autómata celular está completamente especificado por los valores de las variables en cada sitio. Un autómata celular evoluciona en pasos de tiempo discretos. Donde los valores de las variables principalmente se ven afectados por las variables de sus vecinos (figura 4.1) en el paso de tiempo anterior [Wolfram, 1983].

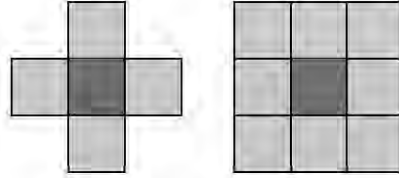


Figura 4.1: Posibles vecindarios considerados para autómatas celulares de dos dimensiones [Wolfram, 1983]

También existen los autómatas celulares elementales. Estos consisten en un arreglo de lugares donde cada uno de ellos puede tomar el valor de 0 o 1. El valor de cada lugar se actualiza en pasos de tiempo discretos, conforme a reglas deterministas las cuales se basan en el vecindario [Wolfram, 1983].

Los autómatas celulares fueron principalmente introducidos por von Neumann y Ulam bajo el nombre de espacios celulares, como una posible idealización de sistemas biológicos. Este enfoque de autómatas celulares ha sido ampliamente adoptado en varios campos de la ciencia (discutidos en [Wolfram, 1983]), incluido el estudio sobre tráfico vehicular, esto debido a su simplicidad y fácil implementación.

En la siguiente sección se explican los principales modelos basados en autómatas celulares para tráfico vehicular que inspiraron el modelo usado en este trabajo.

4.1. Modelos de tráfico vehicular con autómatas celulares

4.1.1. El modelo Nagel-Schreckenberg (NaSch)

El modelo NaSch fue propuesto en 1992 por Nagel y Schreckenberg [Nagel and Schreckenberg, 1992]. Este describe la interacción entre vehículos sobre autopistas. Se considera estocástico debido a la desaceleración aleatoria y se basa principalmente en las siguientes cuatro reglas:

1. Aceleración: si la velocidad v de un vehículo es menor que la velocidad máxima posible v_{max} y si la distancia hacia el siguiente carro es mayor que $v + 1$, la velocidad es incrementada en uno, $v = v + 1$
2. Desaceleración (debido a otros carros): si un vehículo en el sitio i observa que el siguiente vehículo está en el sitio $i + j$ con $j \leq v$ (donde i es la celda en la que se encuentra el vehículo y j es la distancia en celdas al siguiente vehículo), este reduce su velocidad v

a $j - 1$ ($v = j - 1$).

3. Aleatoriedad: con una probabilidad de p , la velocidad de cada vehículo (si es mayor que cero) es decrementada por uno ($v = v - 1$).
4. Movimiento del carro: cada vehículo avanza v lugares.

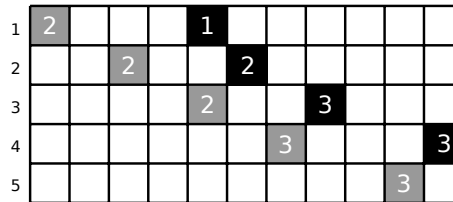


Figura 4.2: Ejemplo del modelo de Nagel y Schreckenberg, cada fila representa un tiempo t y cada columna representa un espacio en la carretera.

Un ejemplo de este funcionamiento se puede observar en la figura 4.2, donde es posible apreciar el movimiento del cuadro gris. Inicialmente su velocidad es 1, sin embargo luego de correr las reglas su velocidad se incrementa a 2 debido a que no existe ningún otro vehículo frente a él. En el tiempo 2 debido a que existe un vehículo con una distancia menor que la velocidad 3 que pretende obtener, la velocidad se queda en 2. En el tiempo 3 ocurre lo mismo, es hasta el tiempo 4 que puede incrementar su velocidad a 3 debido a que el vehículo de enfrente se encuentra a 3 celdas de distancia.

4.1.2. El modelo BML

Este es un modelo basado en autómatas celulares propuesto en 1992 [Biham et al., 1992]. Es un modelo autoorganizado, considerado determinista (excepto por su inicialización aleatoria). Consiste en una matriz en cuyas celdas es colocada una cantidad n de vehículos de forma aleatoria. Estos vehículos sólo pueden moverse en un único sentido, hacia abajo o hacia la derecha (figura 4.3). Lo anterior ocurre en su versión asíncrona (o modelo I), siempre y cuando la siguiente celda no esté bloqueada. En el primer tiempo se mueven todos los de un sentido y a continuación, se mueven los del otro sentido, es decir, se establece un ciclo con dos etapas de turnos de movimientos.

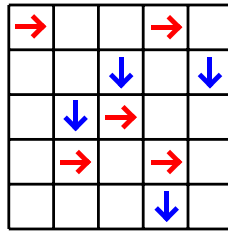


Figura 4.3: Ejemplo del modelo BML, las flechas representan la dirección de los vehículos.

Capítulo 5

Sistemas de ruteo de tráfico vehicular

En la práctica podemos hablar sobre sistemas de ruteo de tráfico vehicular, cuyo término en este trabajo, fue traducido del inglés *Vehicle Route Guidance Systems*. Estos sistemas brindan ayuda a los conductores para tomar decisiones de un viaje, antes y durante, ajustando la ruta a eventos imprevistos.

Una descripción más clara la podemos encontrar en [Schmitt and Jula, 2006] donde se dice que “Los sistemas de ruteo de tráfico vehicular dirigen vehículos a lo largo de una ruta desde el origen hasta el destino en una red vehicular. Si bien estos sistemas varían en muchos aspectos internos, todos los sistemas intentan producir un resultado óptimo desde el punto de vista del usuario o de la red, o ambos. Para casi todos estos sistemas, el criterio es encontrar el tiempo mínimo de viaje de un vehículo desde su origen hasta su destino en la carretera”.

Los sistemas de ruteo de tráfico vehicular han llegado a ser un importante método para reducir la congestión, el uso de las tecnologías modernas puede ayudar a aliviar la congestión sin que esto requiera grandes proyectos de construcción.

Tales tecnologías incluye sensores de monitoreo de tráfico, como son: sensores de lazo inductivo, cámaras (procesamiento de imágenes) y GPS (para más detalles sobre estos temas visitar [Schmitt and Jula, 2006]).

El presente trabajo aborda la temática desde un enfoque más abstracto, sin entrar en detalles de la implementación en el mundo real, ya que el objetivo principal es estudiar con simulaciones algunas características del flujo vehicular bajo ciertos criterios, algoritmos y dinámicas.

En este capítulo se introducen conceptos básicos sobre sistemas de ruteo de tráfico vehicular, en especial conceptos relacionados con ruteo dinámico y estático, reactivo y predictivo, enfoques centralizados y descentralizados con el fin de exponer al lector las ventajas y des-

ventajas que estos ofrecen. Además se discuten diferentes trabajos relacionados al aquí presentado, tres de ellos basados en el principio de estigmergia y tres de ellos relacionados con otros mecanismos de autoorganización.

5.1. Algoritmos de ruteo estáticos y dinámicos

Un algoritmo de ruteo estático determina y mantiene la ruta del usuario desde el origen al destino a pesar de las características cambiantes del tráfico en el tiempo [Schmitt and Jula, 2006]. Estos algoritmos (por ejemplo Dijkstra y A*) se basan en encontrar la ruta más corta sin considerar la congestión, accidentes o velocidades, es decir, no consideran la dinámica de la red.

Por otra parte, un algoritmo de ruteo dinámico incorpora información en tiempo real y reacciona a las condiciones cambiantes de la red. Este comportamiento permite actualizar la ruta de un vehículo a medida que el usuario avanza hacia el destino [Schmitt and Jula, 2006].

Las principales diferencias entre el enfoque estático y dinámico recaen en que el primero requiere menos poder de cómputo, sin embargo es vulnerable a los cambios en la red. El segundo enfoque exhibe una operación robusta durante incidentes y congestiones, pero el costo computacional es mayor [Schmitt and Jula, 2006].

Por lo anterior es importante enfocarse en algoritmos dinámicos de ruteo, ya que los algoritmos estáticos no pueden ser usados en topologías de redes vehiculares cambiantes, debido a que el camino óptimo cambia con el tiempo.

Además, es posible observar que al tener un algoritmo estático, puede suceder que muchos vehículos intenten tomar la ruta más corta, actuando de forma egoísta y provocando mayor congestión en la red. Es clara la necesidad de encontrar un mecanismo de enrutamiento dinámico que permita la cooperación colectiva de los vehículos para abordar este tipo de situaciones.

5.2. Algoritmos de ruteo reactivos y predictivos

Según [Schmitt and Jula, 2006] el ruteo reactivo es basado únicamente en las condiciones actuales de la red. Para determinar la ruta el sistema reacciona a los datos en tiempo real del tráfico, sin considerar condiciones futuras. La característica definitiva de la guía reactiva es que los mensajes de guía reflejan únicamente condiciones instantáneas; no hay ningún intento

de predecir las condiciones futuras [Bottoml, 2000]. Estos sistemas son menos complejos que los predictivos pero con mayor vulnerabilidad a congestión o incidentes.

Los algoritmos de ruteo predictivos por otra parte se encargan de predecir las condiciones futuras de la red basados en información del tráfico así como datos históricos [Schmitt and Jula, 2006]. Estos algoritmos tienen mayor complejidad debido a que requieren mayores volúmenes de información y sistemas de predicción que realicen un buen pronóstico.

Es fácil observar que el ruteo reactivo puede ser implementado con menor costo computacional, mientras que el ruteo predictivo requiere de mayor poder de cómputo que el anterior. Esto se debe a que los sistemas reactivos sólo utilizan información en tiempo real, a diferencia de los sistemas predictivos, que requieren un sistema de predicción, además de un histórico que les ayude a obtener buenos pronósticos.

5.3. Enfoques centralizados y descentralizados de ruteo

Según [Schmitt and Jula, 2006] la planificación de rutas en una red puede controlarse mediante un sistema centralizado que supervisa la dinámica de toda la red o mediante un solo usuario que optimiza su propio rendimiento.

En un sistema centralizado, la red vial asume más responsabilidad en la selección de rutas. Siguiendo la definición de [Schmitt and Jula, 2006] “Los sistemas de enrutamiento centralizado usan un sistema central para proporcionar selección de ruta individual. El sistema utiliza datos con planificación de rutas predictivas y/o reactivas para dirigir cada vehículo desde la fuente hasta el destino a lo largo de la red, (...). Este método proporciona un sistema más robusto y confiable en el nivel general de la red. Aunque este sistema puede proporcionar el enrutamiento óptimo de la red, los usuarios individuales pueden sufrir ya que el enrutamiento óptimo del usuario puede no ser necesariamente el de la red.”

A diferencia de un sistema centralizado, un un sistema descentralizado, es responsabilidad de los usuarios la selección de vías. Es decir, los sistemas descentralizados requieren que el usuario tome todas las decisiones de ruteo [Schmitt and Jula, 2006] .

Según [Schmitt and Jula, 2006] “Esta decisión de ruta la toma el vehículo, y es únicamente responsabilidad de cada usuario, (...). Dado que cada usuario se esfuerza por obtener un óptimo individual en esta situación, las rutas de enrutamiento pueden no ser óptimas para la red”.

Este trabajo se enfoca principalmente en sistemas descentralizados, en el cual como ya se dijo, no existe un control central que sea capaz de dar instrucciones de cómo tomar las deci-

siones, sino que éstas se toman individualmente. Es decir, cada vehículo es capaz de decidir por sí mismo, teniendo en cuenta información local del entorno, similar a la autoorganización de algunos insectos, tales como las hormigas.

En este trabajo todos los algoritmos propuestos son descentralizados, ya que los vehículos toman sus propias decisiones basados en información local de la red.

5.4. Trabajos relacionados: Mecanismos descentralizados de ruteo

Para la elección de los trabajos relacionados fueron consideradas los siguientes puntos: a) que el algoritmo expresara autoorganización y b) que el algoritmo fuera descentralizado según lo descrito en la sección 5.3.

Según [Liebig and Sotzny, 2017] las rutas que deben tomar los vehículos deben evitar atascos de tráfico actuales y futuros. Esto se puede hacer de forma individual, con uso de aplicaciones de enrutamiento (por ejemplo, Google, Waze), sin embargo esto podría ser problemático, ya que no considera el uso de la ruta codiciosa entre los conductores.

Cada conductor usará calles con pesos comparables y, estas vías óptimas serán sobrerrepresentadas. Esto puede conducir a nuevas congestiones inesperadas en carreteras óptimas durante las horas pico y a su vez, las carreteras óptimas ya no serán óptimas [Liebig and Sotzny, 2017].

Para abordar este problema podemos encontrar dos enfoques según [Liebig and Sotzny, 2017], el primero es conocer todos los viajes desde antes, así, uno podría encontrar pesos estáticos óptimos entre los conductores para obtener un flujo óptimo a través de la ciudad.

El segundo enfoque es aplicar el enrutamiento dinámico y crear autoorganización; este enfoque ha sido poco explorado [Liebig and Sotzny, 2017].

En contraste con los métodos de enrutamiento estáticos, que no tienen en cuenta la decisión de otras personas, en un enrutamiento dinámico autoorganizante los conductores continuamente deben responder a las siguientes preguntas: ¿Qué vuelta debería hacer?, ¿Qué efecto tendrá mi decisión? [Liebig and Sotzny, 2017].

El enfoque para abordar este problema en [Liebig and Sotzny, 2017] es aplicando aprendizaje reforzado. El sistema observa las decisiones de los conductores y los resultados cuando éstos toman vueltas; luego un método para aprender mediante la retroalimentación es aplicado. Sus experimentos revelan que ese enfoque incrementa el desempeño de la red y reduce

los embotellamientos.

Para el caso de [Wilkie et al., 2011] se propone un novedoso planificador de rutas de tráfico autoconsciente que utiliza las rutas planificadas de los vehículos hasta el momento para predecir con mayor precisión las condiciones futuras del tráfico para los vehículos cuyas rutas se planifican posteriormente.

El enfoque tiene en cuenta que una ruta planeada para un vehículo causará un pequeño cambio en la densidad de la ruta que atravesará. Usando información histórica para estimar información futura del tráfico, los resultados de este trabajo sugieren que este método puede reducir los tiempos de viaje para los vehículos que usan el algoritmo.

La investigación de [Scellato et al., 2010] por su parte, demuestra que es posible lograr una optimización global del tráfico basado sólo en las decisiones locales de los agentes, su trabajo se centra sólo en el conocimiento local de la información para que los vehículos escojan sus rutas. Este acercamiento es estudiado mediante simulaciones con autómatas celulares, en particular usando el modelo de Nagel Schreckenger [Nagel and Schreckenberg, 1992]

La investigación de [Scellato et al., 2010] se compone básicamente de tres ingredientes: a) la gráfica o la red, b) la dinámica de los vehículos a lo largo de las calles y c) el mecanismo de ruteo en los cruces.

Para la dinámica a lo largo de la red, los autores proponen utilizar simulaciones basadas en autómatas celulares, particularmente su dinámica es basada en el modelo Nagel para la aceleración y frenado de los vehículos, así como BML para la dinámica de las intersecciones.

Al igual que el modelo aquí propuesto, ellos sugieren que los vehículos experimenten una desaceleración al acercarse a una intersección, de tal modo que en la última celda de la intersección el vehículo esté con $v = 0$.

Por otro lado, en su trabajo [Kponyo et al., 2016b] los autores proponen un sistema de tráfico inteligente distribuido (DITS) inspirado en el algoritmo de colonia de hormigas. El objetivo es hacer que los vehículos lleguen tan pronto como sea posible evitando las porciones de tráfico pesado. Esto se hace encontrando un compromiso entre el tráfico y la distancia más corta.

Este sistema hace uso de la feromona, donde los vehículos imitan el comportamiento de las hormigas, los resultados demuestran un incremento en la velocidad media de los vehículos comparado con un algoritmo estático que sólo utiliza la ruta más corta.

Tabla 5.1: Artículos: mecanismos de ruteo descentralizado

Año	Escenario	Algoritmo	Simulación	T	Info	Bio	Resultados
2017	Real	POEM + A*	SUMO	Predictivo	Global	No	El rendimiento de la red de tráfico aumenta y se reducen los atascos de tráfico [Liebig and Sotzny, 2017].
2011	Artificial / Rejilla	A*	-	Predictivo	Global	No	Reduce tiempos de viaje [Wilkie et al., 2011].
2010	Real	Greedy	AC	Reactivo	Local	No	Alcanzan una optimización global del tráfico basado en decisiones locales de los agentes [Scellato et al., 2010].
2017	Rejilla	Greedy	Netlogo - Agentes	Predictivo	Global	Sí	Los resultados demuestran un incremento en la velocidad media de los vehículos comparado con un algoritmo que solo utiliza la ruta más corta [Kponyo et al., 2016b].
2016	Real y Rejilla	A*	MAINSIM - Agentes	Predictivo	Global / Local	Sí	Un algoritmo con un método de ruteo antiferomona, puede reducir los tiempos promedio de viaje significativamente en escenarios con tráfico pesado [Dallmeyer et al., 2014]
2012	Red artificial	Dijkstra	AC	Predictivo	Global	Sí	La estigmergia anticipada reduce el tiempo de viaje en más del 50 % por ciento en comparación con un algoritmo que no usa información del tráfico [Takahashi et al., 2012]

El artículo [Dallmeyer et al., 2014] se enfrenta al problema de ruteo dinámico donde la carga de la calle es tomada en cuenta dinámicamente. En el artículo se investigan un algoritmo basado en el algoritmo de hormigas que pueda manejar el problema del ruteo dinámico. Sin embargo encuentran un efecto negativo en las congestiones de carretera. El trabajo propone un algoritmo de ruteo basado en una versión inversa del algoritmo de hormigas, evitando así la ocurrencia de un efecto negativo, como la congestión. En este trabajo los autores evalúan el desempeño de su algoritmo contra un algoritmo A^* . Sus resultados muestran que mediante el mecanismo propuesto, es posible reducir los tiempos promedio de viaje significativamente en escenarios con tráfico pesado.

En el trabajo [Takahashi et al., 2012] los autores proponen un modelo de estigmergia anticipatorio para la gestión descentralizada de la congestión del tráfico. Usando un modelo de autómatas celulares proponen cinco estrategias para simular, cuatro con estigmergia (corto plazo, largo plazo, anticipatorio, combinación) y uno sin estigmergia.

En el artículo, la ruta más corta se calcula con Dijkstra. Los pesos de las calles se actualizan según el modo de estigmergia, si no hay, entonces sólo se usa el tiempo de traslado. Los resultados preliminares demostraron que la estigmergia anticipada funciona bien, reduciendo el tiempo de viaje en más del 50 % por ciento en comparación con un algoritmo que no usa información del tráfico.

En la tabla 5.1 podemos observar un resumen de los artículos anteriormente descritos, el acercamiento más cercano a nuestro trabajo fue el propuesto por [Scellato et al., 2010] y que funge también como línea base. Los trabajos que fueron tomados en cuenta del año 2010 en adelante, es posible observar que usan distintos entornos de simulación, dinámicas entre vehículos, y formas de medir su desempeño.

Por lo tanto comparar el desempeño de nuestro algoritmo contra los trabajos relacionados resulta una tarea difícil. El presente trabajo incluye la replicación del trabajo realizado por [Scellato et al., 2010], para poder compararlo contra los mecanismos propuestos aquí, esto es considerado debido a que su enfoque es el más cercano al aquí expuesto. En [Scellato et al., 2010] los autores consideran el uso de autómatas celulares, descentralización y uso de información local.

La diferencia principal que podemos encontrar entre los modelos es que en [Scellato et al., 2010] el enfoque de ruteo es reactivo, mientras que usando la feromona se produce un ruteo predictivo, más diferencias y similitudes sobre los modelos se discuten en la sección 6.2.

Capítulo 6

Modelo de tráfico vehicular y algoritmos propuestos

Este trabajo se compone principalmente de dos elementos, el primero es un modelo basado en autómatas celulares que funge como ambiente de simulación y define la interacción entre los vehículos y el escenario, el segundo elemento se compone de los seis diferentes algoritmos (I, II, D, Base, I-A, II-A) que se estudian dentro del modelo propuesto.

El modelo expuesto toma como inspiración los trabajos de [Nagel and Schreckenberg, 1992] y [Biham et al., 1992]. En este modelo se definen las reglas de interacción de los vehículos, con ellos mismos y con el escenario.

En este capítulo se presentan las propuestas de cuatro diferentes mecanismos de autoorganización para que los vehículos puedan incrementar su flujo y el número de viajes que pueden realizar. Además, con fines de comparación, se propone un algoritmo base estático, es decir, que no tenga en cuenta la dinámica de la red y otro reactivo encontrado en la literatura, que sólo tiene en cuenta información del momento.

En este capítulo también se explica el modelo de tráfico vehicular propuesto, el cual fungió como ambiente de simulación para estudiar el comportamiento de los diferentes algoritmos y sus desempeños.

En la siguiente sección se describe más a detalle el modelo propuesto.

6.1. Modelo de tráfico vehicular: ambiente de simulación propuesto

El modelo de tráfico vehicular basado en autómatas celulares propuesto fue realizado de tal forma que pudiera conservar las siguientes características: a) aleatoriedad, b) bloqueos de calles (gridlocks) bajo ciertas condiciones de tráfico, c) calles en cuatro sentidos, d) puntos de origen y destino de los vehículos con una distancia similar, e) sin uso de semáforos, f) cruce de calles mediante preferencias, para evitar colisiones y f) simplicidad.

El modelo de tráfico vehicular propuesto se inspiró principalmente por los modelos de Nagel y Schreckenberg [Nagel and Schreckenberg, 1992], así como el modelo llamado BML [Biham et al., 1992]. El primero funciona como modelo para autopistas, el segundo para ciudades.

Se tomó como referencia [FANG et al., 2010] para la dinámica *home to work* y la topología *Manhattan-like*, también se tomaron ideas de [Tonguz et al., 2009] para la reducción de velocidad y para asumir la señalización en ambos sentidos dado que no se consideran los semáforos.

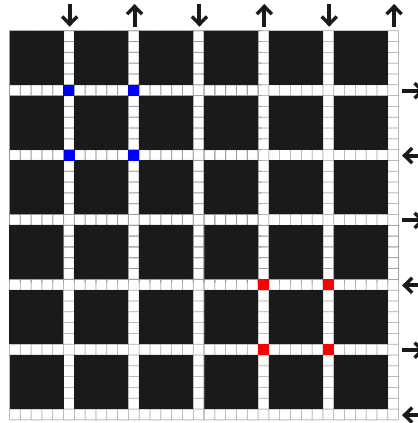


Figura 6.1: Escenario o topología del modelo de tráfico vehicular propuesto, las flechas indican el sentido de las calles, los cuadros azules en la parte superior izquierda denota los trabajos mientras que, en los cuadros rojos de la parte inferior derecha se establecen los hogares.

El escenario del modelo se describe como una cuadrícula de $n \times n$ celdas, donde se establecen c calles en vertical y horizontal, estas se forman por un conjunto de l celdas tal y como muestra la figura 6.1. Los sentidos de las calles son cuatro; *izquierda*, *derecha*, *arriba* y *abajo*, estos se intercalan ya sea en vertical (arriba, abajo) u horizontal (izquierda, derecha). A cada sentido de las calles le corresponde $c/4$ calles.

El escenario es considerado con fronteras cíclicas, dado que es como un toroide y los vehículos pueden pasar de un extremo a otro. La velocidad máxima permitida en él se establece en V_{max} .

Los vehículos se ubican en el escenario de forma aleatoria al iniciar la simulación, siempre y cuando la celda a ocupar no tenga otro vehículo y esta sea una calle o una intersección.

Al inicio también se les asigna de forma aleatoria un lugar de trabajo y un hogar tal y como se muestra en la figura 6.1. Estos pueden ser compartidos, es decir, un trabajo puede pertenecer a varios vehículos y un hogar también. Los trabajos se establecen en la parte superior izquierda del escenario, mientras que en la parte inferior derecha se establecen los hogares.

Los orígenes y destinos se establecen de tal forma que exista un control entre la distancia máxima (78 celdas) y mínima (52 celdas) entre viajes para que los resultados no tengan una gran variación. Además, la asignación de lugares de origen y destino asume que, al igual que en las ciudades; existe una zona residencial y otra zona laboral.

En cada paso de tiempo, los vehículos tienen únicamente una velocidad $[0, 1, \dots, V_{max}]$ y una dirección (izquierda, derecha, arriba o abajo), la cual corresponde a la dirección de la celda en la que están.

La dinámica principal de los vehículos es ir de su trabajo a su hogar y viceversa cuando llegan a su destino. Es decir, si el destino es el hogar, al llegar a él ahora el destino será el trabajo y, al llegar al trabajo, el destino será ahora el hogar. Esto se requiere así debido a que se quiere conservar la cantidad de vehículos en el escenario para mantener siempre una misma densidad.

Se puede decir que en el escenario en cada tiempo t existen cuatro grupos vehículos, formados según la orientación que tengan estos (izquierda, derecha, arriba o abajo).

Estos cuatro grupos realizan sus movimientos mediante el uso de una función de transición, la cual retoma la dinámica de aceleración y desaceleración propuesta en [Nagel and Schreckenberg, 1992] para la interacción con otros vehículos.

La función de transición, la cual será explicará más adelante, es aplica de forma asíncrona (por separado) para cada grupo de vehículo, es decir, primero se aplica a todo un grupo y luego otro. En contraste, el movimiento de los vehículos en cada grupo ocurre de forma sincronizada, es decir, todos los vehículos del grupo con cierta orientación cambian de posición al mismo tiempo.

El orden de los grupos considerado para realizar sus movimientos es el siguiente: izquierda, derecha, arriba y abajo. Esta dinámica puede ser vista como una extensión del modelo BML

para cuatro direcciones, la cual establece preferencias en los movimientos para así evitar colisiones entre vehículos.

En este trabajo, a la acción de mover sincronizadamente a un grupo de vehículos se le conoce como fase y , a la labor de realizar estas cuatro fases (una por grupo de vehículos) se le llamará ciclo asíncrono de movimientos o CAM.

En cada fase del CAM, sólo se contemplan los vehículos dentro de sus grupos originales. Es decir, si el vehículo $x_{t,1}$ cambia de orientación, solo podrá avanzar con su nueva orientación en el tiempo $t + 1$. Esto nos servirá de mucho, ya que a diferencia del BML original, este modelo permite las vueltas a la derecha y a la izquierda, siempre y cuando se respeten las direcciones de las calles y no haya obstáculos.

Se considera una vuelta cuando un vehículo x_i que pertenece al grupo de vehículos con orientación O_r , termina su movimiento en una intersección con una nueva orientación O_u . Por ejemplo, que el vehículo 3 del grupo de vehículos con orientación hacia la derecha termine en una intersección con orientación hacia arriba, es considerado una vuelta. Cuando los vehículos caen en un escenario como el anterior, estos sólo pueden salir de la intersección hasta su correspondiente fase del siguiente CAM.

Finalmente el conjunto de reglas, conocidas también como función de transición, que definen la interacción entre los vehículos se describe de la siguiente manera:

1. Aceleración: si la velocidad v de un vehículo es menor que V_{max} y la distancia al vehículo de enfrente es mayor que $v + 1$, la velocidad es incrementada en uno.
2. Aceleración por intersección: si el vehículo en la celda i observa una intersección en la celda $i + 1$ y su velocidad es 0, entonces su velocidad se establece en 1.
3. Desaceleración (debido a otros coches): Si el vehículo en la celda i observa un vehículo en $i + j$ (donde j es igual a la distancia que hay hacia el siguiente vehículo) con j menor o igual a v , entonces reduce su velocidad a $j - 1$.
4. Desaceleración (por intersección): si el vehículo en la celda i observa una intersección en la celda $i + j$ (donde j es igual a la distancia que hay hacia la siguiente intersección) con j menor o igual que v , entonces reduce su velocidad a $j - 1$.
5. Aleatoriedad: Con una probabilidad p , la velocidad de cada vehículo (si es mayor a 0), es decrementada en 1.
6. Movimiento del carro: Cada vehículo avanza v lugares.

6.2. Algoritmos de ruteo implementados

En este trabajo se estudian cinco algoritmos diferentes para el ruteo, todos estos se basan en el uso de información local y son usados cuando los vehículos llegan a una intersección. Estos algoritmos pertenecen a la clase de algoritmos voraces, es decir, elige la opción óptima en cada paso local.

Los algoritmos I, I-A, II, II-A, son considerados algoritmos de ruteo dinámicos predictivos ya que usan la feromona como una especie de memoria temporal donde se conserva información del pasado para predecir la congestión futura del tráfico. El algoritmo D es considerado dinámico y reactivo, ya que sólo usa información del momento. El algoritmo Base es en realidad es un algoritmo estático, debido a que no tiene en cuenta la dinámica de la red. Todo esto conforme a lo descrito en el capítulo 5.

La función de costo de los algoritmos se compone principalmente de tres elementos: el primero es la distancia euclidiana $d_E(i, in)$ definida mediante la ecuación 6.1, que existe desde su posición actual i hacia la intersección in , el segundo es la heurística, definida como la distancia euclidiana $d_E(in, g)$ que hay desde la intersección evaluada in hasta el objetivo g , el último elemento es un factor penalización. Los primeros dos elementos son los mismos para todos los algoritmos, sin embargo la función de costo varia para cada uno de ellos.

$$d_E(Pt_1, Pt_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (6.1)$$

donde d_E es la distancia euclidiana entre dos puntos (Pt_1 y Pt_2) en un espacio bidimensional, con coordenadas cartesianas (x_1, y_1) y (x_2, y_2) .

La tabla 6.1 muestra un breve resumen de la construcción de las diferentes funciones de costo usadas por los diferentes algoritmos. Como es posible observar, todas comparten los primeros dos elementos, sin embargo cada una de estas se diferencia por la función de penalización que implementan.

Tabla 6.1: Función de costo de los algoritmos.

Algoritmo	Distancia y heurística	Función de penalización
I	$d_E(i, in) + d_E(in, g)$	$\frac{1}{P_{w,t+1}}$
I-A		
II		$\frac{1}{P_{in,t+1}}$
II-A		
D		$(1 + C_w)^\alpha$
Base		$\frac{1}{P_{max}+1}$

Los primeros dos elementos compartidos por las funciones de costo de los algoritmos se muestran en la columna Distancia y heurística de la tabla 6.1. En el primer elemento se hace uso de la distancia euclidiana debido a que dada la topología existente, es la forma más simple de obtener la distancia entre un vehículo y su siguiente intersección. Por otro lado, el segundo elemento, es decir, la heurística, hace uso de la distancia euclidiana debido a que es la forma más simple de saber la menor distancia entre ambos puntos, es decir, esta sería la mínima distancia (en línea recta) que uno esperaría tener en el mejor caso.

El último elemento de la función de costo es conocido como función de penalización, esta permite expresar diferentes mecanismos en cada algoritmo. A continuación se describe más a detalle el funcionamiento de cada algoritmo.

6.2.1. Algoritmo I

Este algoritmo funge como la primera propuesta y está basado en usar una feromona virtual. Este mecanismo se inspira principalmente en el algoritmo de hormigas, el cual fue explicado brevemente en la sección 3.2. La forma en que interactúan la feromona, los vehículos y el escenario para el algoritmo I se describe de la siguiente manera:

1. Inicialización: Al inicializar el escenario, todas las celdas tienen un nivel de feromona P_{max} .
2. Incremento: En cada paso de tiempo t , la feromona de cada celda i incrementa en P_{inc} unidades, es decir la feromona de la celda $P_{i,t} = P_{i,t-1} + P_{inc}$ si $P_{i,t} > P_{max}$ entonces $P_{i,t} = P_{max}$.
3. Decremento: Cada vez que un vehículo x pasa de la celda i hasta la celda j , la feromona P de las celdas que van de $i \rightarrow j$ decrementan en P_{dec} unidades, es decir $P_{i,t} = P_{i,t-1} - P_{dec}$ si $P_{i,t} < 0$ entonces $P_{i,t} = 0$.

De lo anterior, $P_{i,t}$ indica la cantidad feromona en la celda i en el tiempo t , P_{inc} es la feromona que se incrementa, P_{dec} la feromona que se decrementa y P_{max} es el valor máximo que puede tener la feromona.

La función de penalización de este algoritmo evalúa el nivel de feromona promedio que existe en el camino que se está evaluando.

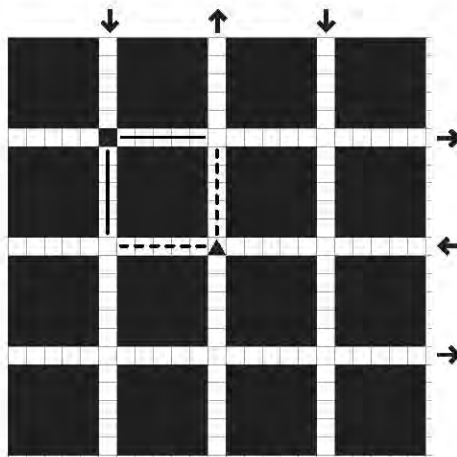


Figura 6.2: Datos del algoritmo I. Las flechas en los costados del mapa indican el sentido de las calles, el triángulo en el centro representa al vehículo y su orientación. El objetivo es denotado por el cuadrado ubicado en la parte superior izquierda que yace en la intersección. El conjunto de celdas bajo la línea punteada son consideradas como la calle a evaluar, dada la topología, siempre existen dos. La línea punteada marca la distancia de la ubicación actual a la siguiente intersección, mientras que la línea negra marca la distancia de la intersección al objetivo.

La figura 6.2 muestra brevemente la descripción de los datos usados por el algoritmo. Los vehículos usan este algoritmo al llegar a una intersección, permitiéndoles elegir la calle que en promedio tiene el mayor nivel de feromona y menor distancia hacia su destino.

Esto se obtiene mediante la función de costo descrita en la ecuación 6.2. La función de penalización es definida por el inverso del promedio de nivel de feromona $\bar{P}_{w,t}$ (ecuación 6.3) existente en las celdas del camino w que se está evaluando en el tiempo t , más uno. Con esto se puede decir entonces que, a mayor feromona menor penalización y, a menor feromona mayor penalización (ecuación 6.2).

Por lo tanto, cuando $\bar{P}_{w,t} = 0$, es decir, la calle está completamente saturada, el costo de la ruta R_w se convierte sólo en el resultado de la operación $d_{in} + d_{nt}$, de tal modo que el costo máximo para R_w es igual a $d_{in} + d_{nt}$, y que, este valor será entonces la peor ruta a tomar.

$$R_w = (d_E(i, in) + d_E(in, g)) * \frac{1}{\bar{P}_{w,t} + 1}, \quad (6.2)$$

de donde

$$\bar{P}_{w,t} = \frac{1}{l} \sum_{i=0}^l P_{i,t}, \quad (6.3)$$

donde R_w es el costo del camino w , $d_E(i, in)$ es la distancia euclidiana de la ubicación actual i hacia la siguiente intersección in , $d_E(in, g)$ es la distancia euclidiana de la siguiente

intersección *in* al objetivo *g* (heurística), y $\bar{p}_{w,t}$ es el nivel de feromona promedio en el grupo de celdas que conforman el camino *w* de tamaño *l* a evaluar, en el tiempo *t*.

Esta función de costo, es parecida a la función de costo usada en [Scellato et al., 2010]. Sin embargo, en aquel trabajo se expone como factor de penalización el uso de la densidad elevado a un factor alfa. Esta función es descrita más adelante.

En el caso de este trabajo, el uso de la feromona ayuda a conservar información del pasado, como si se tratara de una memoria a corto plazo, a diferencia de la densidad que nos da información únicamente de lo que está ocurriendo en determinado momento. Ésta es la ventaja que ofrece principalmente este nuevo enfoque respecto al anterior.

6.2.2. Algoritmo I-A

Este algoritmo es la versión adaptativa del algoritmo I, la forma en que interactúa la feromona, los vehículos y el escenario es diferente. Para este algoritmo la interacción se describe de la siguiente manera:

1. Inicialización: Al inicializar el escenario, todas las celdas tienen un nivel de feromona P_{max} .
2. Incremento: En cada paso de tiempo *t*, la feromona *P* de cada celda *i* incrementa conforme a la ecuación 6.4, de donde P_{max} corresponde al máximo nivel de feromona que se puede tener y v_{max} es la velocidad máxima que puede tener un vehículo en el escenario. Si $P_{i,t} > P_{max}$ entonces $P_{i,t} = P_{max}$.

$$P_{i,t} = P_{i,t-1} + \frac{P_{max}}{v_{max} + P_{max}} \quad (6.4)$$

3. Decremento: Cada vez que un vehículo *x* pasa de la celda *i* hasta la celda *j*, la feromona *P* de las celdas que van de $i \rightarrow j$ decrementan en P_{dec} unidades, P_{dec} se define dentro de la ecuación 6.5, de donde P_{max} corresponde al máximo nivel de feromona que se puede tener y v_x es la velocidad que tiene el vehículo *x* que pasa sobre la celda. Es posible observar que estableciendo tal relación, a menor velocidad mayor será la cantidad de feromona que se quitará y a mayor velocidad menor será la cantidad de feromona que se quitará. Si $P_{i,t} < 0$ entonces $P_{i,t} = 0$.

$$P_{i,t} = P_{i,t-1} - \frac{P_{max}}{v_x + P_{max}} \quad (6.5)$$

Se dice que es adaptativa debido a que P_{dec} se adecua según la velocidad que tenga el vehículo. Su función de costo es exactamente la misma que se define para el algoritmo I de la sección anterior (ecuación 6.2). El único cambio que se realizó fue en la forma que interactúa la feromona.

6.2.3. Algoritmo II

Este algoritmo funge como la segunda propuesta y está basado en usar una feromona virtual. Este mecanismo se inspira principalmente en el algoritmo de hormigas, el cual fue explicado brevemente en la sección 3.2. La forma en que interactúan la feromona, los vehículos y el escenario para el algoritmo II es igual que el algoritmo I.

La función de penalización de este algoritmo evalúa el nivel de feromona que existe en la siguiente intersección del camino que se está evaluando, a diferencia del algoritmo I que evalúa el nivel promedio de feromona.

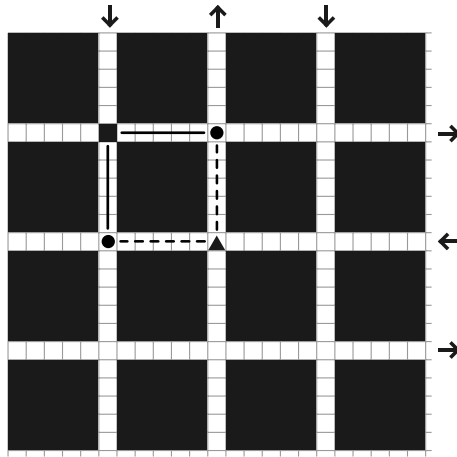


Figura 6.3: Datos del algoritmo II. Las flechas en los costados del mapa indican el sentido de las calles, el triángulo en el centro representa al vehículo y su orientación. El objetivo es denotado por el cuadrado ubicado en la parte superior izquierda que yace en la intersección. Las celdas con un círculo son las siguientes intersecciones a evaluar, dada la topología, siempre existen dos. La línea punteada marca la distancia de la ubicación actual a la siguiente intersección, mientras que la línea negra marca la distancia de la intersección al objetivo.

La figura 6.3 muestra brevemente la descripción de los datos usados por el algoritmo. Los vehículos usan este algoritmo al llegar a una intersección, permitiéndoles elegir el camino que tiene la siguiente intersección con mayor nivel de feromona y menor distancia hacia su destino.

La función de penalización de este algoritmo es definida por el inverso del nivel de feromona $P_{in,t}$ existente en la siguiente intersección in de la calle w que se está evaluando en el tiempo t , más uno. Con esto se puede decir entonces que, a mayor feromona menor penalización y, a menor feromona mayor penalización (ecuación 6.6).

Por lo tanto, cuando $P_{in,t} = 0$, es decir, la intersección no tiene feromona, el costo de la ruta R_w se convierte sólo en el resultado de la operación $d_E(i, in) + d_E(in, g)$, de tal modo que el costo máximo para R_w es igual a $d_E(i, in) + d_E(in, g)$, y que, este valor será entonces la peor ruta a tomar.

$$R_w = (d_E(i, in) + d_E(in, g)) * \frac{1}{P_{in,t} + 1}, \quad (6.6)$$

donde $P_{in,t}$ es el nivel de feromona P de la intersección in que hay al final del camino w a evaluar, en el tiempo t .

6.2.4. Algoritmo II-A

Este algoritmo es la versión adaptativa del algoritmo II, es decir la función de costo es la misma. Lo que cambia es la forma en que interactúa la feromona, los vehículos y el escenario, esta interacción se describe de la misma forma que el algoritmo I-A descrito anteriormente.

6.2.5. Algoritmo D

Este algoritmo se inspira en el que se propone en [Scellato et al., 2010]. El último elemento de su función de costo es un factor penalización, el cual se determina mediante la densidad de la vía.

La figura 6.3 muestra brevemente la descripción de los datos usados por el algoritmo. Los vehículos usan este algoritmo al llegar a una intersección, permitiéndoles elegir la calle que en promedio tiene menor densidad y menor distancia hacia su destino.

La función de penalización del algoritmo es definida por: uno más la densidad promedio C_w del camino w , elevado a un alfa α . Con esto se puede decir entonces que, a menor densidad menor penalización y, a mayor densidad mayor penalización (ecuación 6.2).

La función de costo propuesta por [Scellato et al., 2010] puede apreciarse en la ecuación 6.7.

$$R_w = (d_E(i, in) + d_E(in, g)) * (1 + C_w)^\alpha, \quad (6.7)$$

donde R_w es el costo del camino, $d_E(i, in)$ la distancia de la posición actual i a la siguiente

intersección in , $d_E(in, g)$ la distancia de la siguiente intersección al objetivo g , C_w representa la congestión promedio del conjunto de celdas del camino a evaluar w que va de $i \rightarrow in$, es decir la densidad, definida mediante la ecuación 6.8 , y α es un factor de corrección [Scellato et al., 2010].

$$C_w = \frac{Veh}{l}, \quad (6.8)$$

donde Veh es el número de vehículos sobre el camino w y l es el número de celdas que conforman el camino w .

Los valores de α explorados para este algoritmo en este trabajo son son: 0, 0.3, 0.6, 0.9, 1.2, 1.5, 1.8, 2.1, 2.4, 2.7, 3.0

6.2.6. Algoritmo Base

La función de costo de este algoritmo se obtiene mediante la ecuación 6.9. Su función de penalización no afecta debido a que usa constantes, por lo tanto esta función sólo calcula la distancia hacia el objetivo.

En otras palabras, se trata de la misma función que usa el algoritmo I como se puede ver en la ecuación 6.9, sin embargo, en este caso se dejan en cero los valores de los parámetros de incremento y decremento de feromona. Hacer esto deja al valor $\bar{P}_{w,t}$ como una constante P_{max} . Consecuentemente la función de penalización será la misma para todos y no tendrá ningún efecto, es decir, únicamente se tendrá en cuenta la distancia calculada con la heurística.

$$R_w = (d_E(i, in) + d_E(in, g)) * \frac{1}{P_{max} + 1}, \quad (6.9)$$

Este algoritmo base define la forma de buscar la ruta más corta, describiendo el funcionamiento básico de un algoritmo estático que no tiene en cuenta factores cambiantes de la red.

Capítulo 7

Metodología

En este capítulo se detalla la configuración y la forma que en fueron realizados los experimentos, también se explica el procedimiento para obtener los resultados que son presentados en el capítulo 8.

7.1. Experimentos

Un experimento o simulación se compone de los siguientes elementos: a) un modelo de tráfico vehicular, que indica la forma de interacción entre vehículos y escenario, b) un algoritmo de ruteo, que puede tener ciertos parámetros y funge como mecanismo de autoorganización y c) una densidad específica de vehículos en el escenario.

Los experimentos propuestos son ejecutados en un periodo de 350 pasos o ciclos y exploran ciertos algoritmos con diferentes parámetros y densidades utilizando el mismo modelo de tráfico vehicular. Lo anterior nos lleva a tener diversos experimentos resultado de la combinación de algoritmos, parámetros y densidades.

Los algoritmos de ruteo implementados son seis, tres utilizando parámetros (I, II y D) y tres sin utilizar parámetros (I-A, II-A y Base). Para los algoritmos I y II se estudiaron 121 configuraciones de incremento y decremento de feromona. Estas configuraciones surgen de la combinación de los parámetros P_{inc} y P_{dec} , los cuales toman valores del 0 al 10. Para el algoritmo D únicamente se estudiaron 11 diferentes configuraciones del parámetro α , que fueron del 0 al 3 en intervalos de 0.3.

En primer lugar, se decidió estudiar para cada algoritmo bajo cierta configuración de parámetros, 899 diferentes densidades (número máximo de coches considerados en la red)

realizando un experimento por densidad. Esto con el fin de evaluar qué mecanismo lograba acumular el mayor número de viajes en sus diferentes densidades.

Posteriormente, debido a que las condiciones iniciales del modelo eran aleatorias y debido a los parámetros de probabilidad (desaceleración), se decidió que era importante obtener valores promedios de diferentes experimentos en ciertas densidades, para confirmar los datos obtenidos de los experimentos con una muestra.

Para esto, se realizó otra serie de experimentos donde, para cada algoritmo bajo cierta configuración de parámetros, se estudiaron 20 diferentes densidades, realizando 20 experimentos en cada una de ellas. Esto con el fin de obtener el promedio de los 20 resultados en cada densidad y poder comparar con los obtenidos con un experimento por densidad.

Todo lo anterior se puede observar mejor en la tabla 7.1 donde se expone el número de densidades estudiadas y el número de muestras por densidad, así como el número de configuraciones de parámetros investigados.

Tabla 7.1: Experimentos ejecutados.

Algoritmo	No. de parámetros	No. de densidades	No. de muestras	No. de experimentos
I	121 (11x11)	899	1	108,779
		20	20	48,400
II	121 (11x11)	899	1	108,779
		20	20	48,400
D	11	899	1	9,889
		20	20	4,400
I-A	N/A	899	1	899
		20	20	400
II-A	N/A	899	1	899
		20	20	400

Todos estos experimentos se hicieron con cierta configuración de parámetros en el escenario, la cual se explica en la siguiente sección.

7.2. Configuración del escenario

Para realizar los experimentos se hizo uso de la herramienta NetLogo 6.0 [Wilensky, 1999], la cual permite recrear escenarios mediante el uso de agentes y celdas (tortugas y parcelas).

Los parámetros estáticos para todos los experimentos se muestran en la tabla 7.2: el tamaño de cada celda es considerado de 7.5 metros, debido a que es aproximadamente el

espacio ocupado por un coche de tamaño estándar que no está en movimiento [Nagel and Schreckenberg, 1992]. Para una calle se consideran 12 celdas, 90 metros, una aproximación a lo que mide una cuadra en ciudades compactas como Manhattan.

Tabla 7.2: Parámetros estáticos del mundo y el modelo.

Mundo	Tamaño de la calle	12 celdas (90 metros)
	Número de calles	6 calles
	Número máximo de vehículos	899
	Número máximo de celdas que son calle	900
	Nivel máximo de feromona	10
Modelo	Velocidad máxima	3 celdas por <i>tick</i> (40 km/h)
	Probabilidad de paro	0.3
	Tiempo de ejecución	350 pasos o <i>ticks</i> (11.8 minutos)

Cada experimento se ejecutó en un intervalo de tiempo de 350 pasos (también llamados *ticks* en este trabajo). Teniendo en cuenta que cada celda mide 7.5 metros y que la velocidad máxima es de 3 celdas por *tick* (40 km/h) es posible calcular el equivalente en segundos para un *tick* o paso. Para hacer esto se puede decir que la velocidad máxima es de 40,000 metros / 3,600 segundos, dado que la velocidad máxima en el modelo es de 22.5 metros / *tick*, se puede calcular entonces que 1 *tick* equivale a 2.025 segundos, y que 350 *ticks* equivalen a 11.8 minutos. Para estos experimentos se considera suficiente 11.8 minutos de simulación.

De los experimentos se extraen diferentes resultados, esto con el fin de poder comparar y examinar sus rendimientos. A continuación, en las siguientes secciones se describen los datos extraídos por experimento.

7.3. Algoritmo I y Algoritmo II

Para los algoritmos I y II se investigaron 121 diferentes configuraciones de parámetros de incremento P_{inc} y decremento P_{dec} de feromona, resultantes de la combinación de los 11 valores (del 0 al 10) que podía tomar cada uno de estos. Esto con el fin de conocer cuál configuración obtenía mejores resultados en cuanto a número de viajes que eran posibles de realizar en cierto periodo de tiempo.

En primer lugar, con las 121 configuraciones de parámetros para cada uno de los algoritmos se exploran 899 diferentes densidades, realizando un experimento por densidad (una muestra). Luego con las 121 configuraciones de parámetros para cada uno de los algoritmos se exploran 20 diferentes densidades (de 1 coche hasta 856 coches en intervalos de 45 coches) con 20 experimentos por densidad (20 muestras).

Todo esto para cada uno de los dos algoritmos, nos da un total de 108,779 experimentos con una muestra en cada densidad, y 48,400 experimentos cuando se obtienen 20 muestras en cada una de las 20 densidades consideradas para en análisis mediante los promedios.

Para fines de este trabajo, un experimento denotado con E se debe entender como la exploración de ciertas de densidades, desde 1 hasta M_{max} vehiculos, con cierto algoritmo bajo cierta configuración de parámetros.

Los datos extraídos para los experimentos del algoritmo I y II se detallan a continuación.

- (a) Número de viajes que se pueden realizar en determinado periodo de tiempo con una cantidad m de vehículos en el escenario. Es decir, cuántos vehículos pueden llegar de su origen a su destino en el experimento durante cierto periodo de tiempo. Este valor es denotado por n_j .
- (b) Suma de los viajes realizados en las diferentes densidades del experimento E que puede estar bajo cierta configuración parámetros P_{inc} y P_{dec} o α , con densidades formadas por 1 hasta M_{max} vehículos, esto es denotado en la ecuación 7.1 por J_E .

$$J_E = \sum_{m=1}^{M_{max}} n_j m, \quad (7.1)$$

donde $n_j m$ representa el número de viajes que se pudieron realizar con m vehículos, y M_{max} indica el número de vehiculos que forman la densidad máxima estudiada.

- (c) Flujo promedio de los vehículos en determinado periodo de tiempo con una cantidad m de vehículos en el escenario. Es definida por \bar{q}_m en la ecuación 7.2, donde \bar{v}_i es la velocidad promedio del vehículo i . Esto se expone en la ecuación 7.3, donde $\bar{v}_{i,t}$ representa la velocidad del vehículo i en el tiempo t . Para la ecuación 7.2 k_m representa la densidad con m vehículos, esto se puede obtener mediante la ecuación 7.4 donde A representa el número total de celdas que son calle en el escenario, el cual se puede calcular mediante la ecuación 7.5.

$$\bar{q}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \bar{v}_i k_m, \quad (7.2)$$

$$\bar{v}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T=350} \bar{v}_{i,t}, \quad (7.3)$$

donde T es igual a 350 que es el número total de pasos o *ticks* por simulación.

$$k_m = \frac{m}{A}, \quad (7.4)$$

$$A = c^2 + (c^2 2L), \quad (7.5)$$

donde c es el número de calles que hay en vertical y horizontal y l es el número de celdas por calle.

- (d) Suma de los flujos obtenidos de las diferentes densidades del experimento E que puede estar bajo cierta configuración parámetros P_{inc} y P_{dec} o α , determinado por q_E en la ecuación 7.6, donde M_{max} es la densidad máxima estudiada.

$$q_E = \sum_{m=1}^{M_{max}} \bar{q}_m, \quad (7.6)$$

- (e) Distancia media de los recorridos completados en determinado periodo de tiempo con cierta cantidad m de vehículos, representada por \bar{dr}_m en la ecuación 7.7, donde dr_i representa el valor i dentro del vector DR (ecuación 7.8) el cual guarda las distancias de los n_j viajes que se pudieron realizar por los m vehículos, dr_i representa la distancia (celdas) recorridas durante un viaje origen-destino completado por un vehículo.

$$\bar{dr}_m = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} dr_i, \quad (7.7)$$

$$DR = \{dr_1, dr_2, \dots, dr_{n_j}\}, \quad (7.8)$$

- (f) Tiempo promedio de los recorridos completados en determinado periodo de tiempo con cierta densidad m de vehículos. Representado por \bar{tr}_m en la ecuación 7.9, donde tr_i representa el valor i dentro del vector TR (ecuación 7.10) el cual guarda los tiempos

que tomaron los n_j viajes que se pudieron realizar por los m vehículos. La unidad del tiempo manejada son *ticks*.

$$\overline{tr}_m = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} tr_i. \quad (7.9)$$

$$TR = \{tr_1, tr_2, \dots, tr_{n_j}\} \quad (7.10)$$

- (g) Recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada, en determinado periodo de tiempo con cierta densidad m de vehículos. Representado por \overline{sp}_m en la ecuación 7.11, donde sp_i representa el valor i dentro del vector SP (ecuación 7.12). El valor puede ser 1 si ese recorrido siguió la ruta más corta o 0 si no la siguió. Este vector guarda cuántos recorridos se pudieron realizar con la ruta más corta y cuantos no, con m vehículos, n_j representa el número total de viajes que se pudieron hacer.

$$\overline{sp}_m = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} sp_i. \quad (7.11)$$

$$SP = \{sp_1, sp_2, \dots, sp_{n_j}\} \quad (7.12)$$

7.4. Algoritmo D

En este algoritmo se exploran diferentes valores de α , los cuales van del 0 a 3 en intervalos de 0.3, esto teniendo en cuenta algunos de los valores que fueron explorados en el artículo original [Scellato et al., 2010].

Para este algoritmo se exploran 899 densidades, en cada una de estas se estudian los 11 valores de α . Esto da un total de 9,889 experimentos, con una muestra de cada densidad. Además, al igual que con los otros algoritmos, se estudian 20 diferentes densidades obteniendo el promedio de 20 muestras, esto nos da un total de otros 4,400 experimentos.

Los datos extraídos de este algoritmo son exactamente los mismos que para el algoritmo I y II (sección 7.3).

7.5. Algoritmo I-A, II-A, y Base

Para estos algoritmos se realizó el estudio de 899 diferentes densidades, haciendo un experimento en cada densidad. Al igual que los demás algoritmos, también se investigaron 20 diferentes densidades, realizando 20 experimentos en cada densidad.

De estos tres mecanismos se extrajeron y estudiaron los siguientes datos ya descritos en la sección anterior:

- (a) Número de viajes.
- (b) Flujo promedio de los vehículos (ecuación 7.2)
- (c) Distancia media de los recorridos (ecuación 7.7)
- (d) Tiempo promedio de los recorridos (ecuación 7.9)
- (e) Viajes promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada (ecuación 7.11)

Capítulo 8

Resultados

En este capítulo se exponen los resultados más relevantes de los experimentos. Existen dos tipos de resultados: los primeros obtenidos realizando un experimento por densidad y los segundos obtenidos mediante el promedio de 20 experimentos por densidad, para cada algoritmo.

En la sección 8.1 de este capítulo se muestran los resultados obtenidos de las diferentes configuraciones de parámetros para los algoritmos I, II y D. Para los algoritmos I y II los valores calculados con la sumatoria de los resultados de diferentes densidades son mostrados usando mapas de calor. Estos mapas muestran los resultados de las diferentes combinaciones que se hicieron de P_{inc} y P_{dec} . Donde algunos de ellos detallan los resultados obtenidos del promedio de 20 muestras, para cada combinación de parámetros en diferentes densidades.

En la sección 8.2 los mejores resultados para los diferentes algoritmos son presentados y comparados contra el algoritmo Base, mostrando el porcentaje de mejora que estos tienen. Además se muestra un contraste de la mejor configuración de parámetros encontrada contra el resto de configuraciones de parámetros.

Finalmente en las últimas secciones de este capítulo, se muestran los resultados de número de viajes, flujo, distancia media del recorrido, tiempo promedio del recorrido y porcentajes de viajes usando la ruta más corta, únicamente de los resultados que obtuvieron mayor número de viajes en sus densidades. Sin embargo, los resultados graficados de todos los algoritmos pueden ser encontrados en el apéndice D.

8.1. Combinaciones de parámetros

8.1.1. Algoritmo I

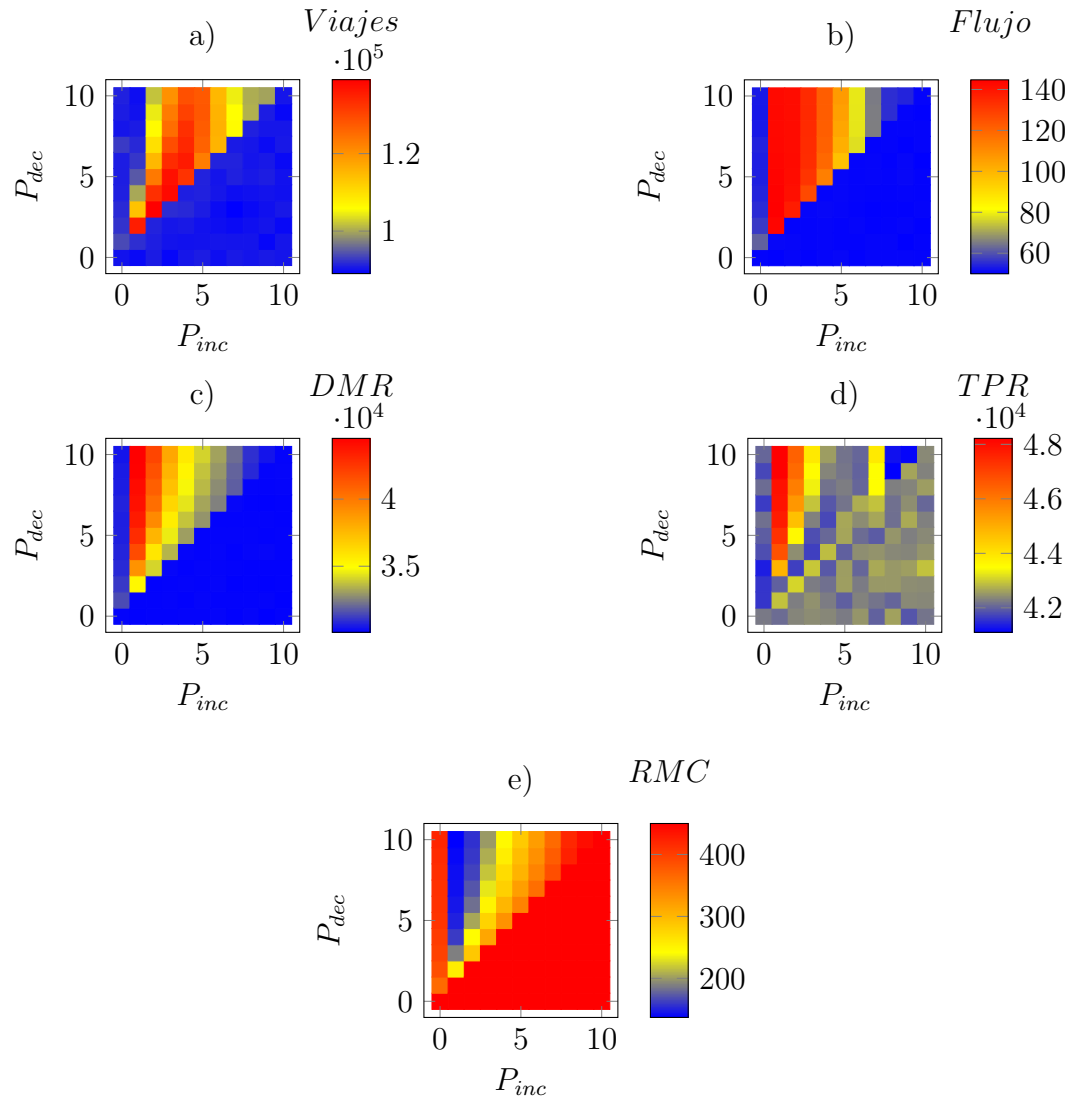


Figura 8.1: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Suma de los viajes realizados (ecuación 7.1), b) suma de los flujos promedios de los vehículos (ecuación 7.6), c) suma de la distancia media de los recorridos completados *DMR*, d) suma de los tiempos promedio de los recorridos completados, e) suma de los recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada *RMC*. Para las gráficas a) y b) se consideraron densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos (considerando un máximo espacio de 900 celdas) en intervalos de 1, mientras que para las gráficas c), d) y e) se consideraron densidades compuestas desde 1 hasta 450 vehículos en intervalos de 1 (considerando un máximo espacio de 900 celdas).

Es posible observar para los mapas de calor de la figura 8.1 un patrón según los parámetros establecidos de incremento P_{inc} y decremento P_{dec} de la feromona. Lo primero que podemos notar es que para que el algoritmo funcione, el incremento debe ser menor que el decremento, de otra manera el efecto de la feromona se pierde debido a que se logra recuperar la cantidad de feromona decrementada.

Para el mapa de calor a) de la figura 8.1, es posible observar que los mejores parámetros se mantienen entre $P_{inc} = \{2, 3, 4\}$ teniendo en cuenta siempre que $P_{inc} < P_{dec}$, la mejor combinación para el algoritmo I fue: $P_{inc} = 2$ y $P_{dec} = 3$.

La mejor combinación para incrementar el flujo puede observarse en el mapa de calor b) de la figura 8.1. Los parámetros con mayores valores son $P_{inc} = \{1, 2, 3\}$ y $P_{dec} = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ siempre y cuando $P_{inc} < P_{dec}$.

Es posible apreciar en el mapa e) de la figura 8.1 que los valores obtenidos con parámetros establecidos entre $P_{inc} = \{1, 2\}$ y $P_{dec} = \{4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ son pequeños, esto puede indicar que en algunas densidad un número importante de vehículos están tomando rutas alternas a la más corta, lo cual trae consigo que la distancia y el tiempo de recorrido incrementen. Tal fenómeno es posible de ser observado en las gráficas c) y d) de la figura 8.1, cuyos valores en rojo coinciden con $P_{inc} = \{1, 2, 3\}$ y $P_{dec} = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ debido al incremento del flujo.

Por otro lado, las gráficas de las figuras 8.2 y 8.3 muestran los resultados obtenidos en diferentes densidades para el algoritmo I con diferentes combinaciones de parámetros. Estos resultados son obtenidos mediante el promedio de 20 experimentos por densidad.

Como es posible observar en las gráficas incluidas en a) de la figura 8.2, para densidades pequeñas de 0.05 y 0.10 (formadas por 46 y 91 vehículos) la mayoría de los parámetros funciona bien, a excepción de los parámetros entre $P_{inc} = \{1, 2\}$ y $P_{dec} = \{4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ teniendo en cuenta que P_{inc} sea siempre menor que P_{dec} . Con tales combinaciones obtenemos menor número de viajes de los que podríamos tener con el algoritmo Base (que en realidad es el algoritmo I con $P_{inc} = 0$ y $P_{dec} = 0$). Esto se puede deber a que se guarda más información por más tiempo, es decir, con tales valores el nivel de feromona decrementado tardará más tiempo en ser recuperado.

Remover más feromona y que esta tarde más tiempo en recuperarse puede ocasionar que los vehículos tomen otras rutas diferentes a la más corta a pesar de que no haya congestiones reales. Los parámetros ya mencionados también traen consigo que los vehículos tengan un mayor flujo a comparación de otros parámetros, tal y como se observa en las gráficas incluidas en b) de la figura 8.2. Sin embargo, esos parámetros también hacen que la distancia media

del recorrido y el tiempo incrementen, en comparación con los demás configuraciones de parámetros observadas, esto puede verse en las gráficas incluidas en c) y d) de la figura 8.3. Además, tales parámetros reducen el uso de la ruta más corta, debido a que se están mandando vehículos por otros lugares (gráficas incluidas en e) de la figura 8.3).

Para densidades más altas de 0.20, 0.35 y 0.50 (formadas por 181, 316 y 451 vehículos), es posible observar en las gráficas incluidas en a) de la figura 8.2, como el uso de valores entre $P_{inc} = \{3, 4, 5\}$ y $P_{dec} = \{4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ teniendo en cuenta que P_{inc} sea siempre menor que P_{dec} , incluyendo las combinaciones $P_{inc} = 1, P_{dec} = 2$ y $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$, incrementa el número de viajes y mantienen un buen flujo, logrando que el tiempo promedio y distancia media del recorrido sean similares a los del algoritmo Base, incluso logrando también que el porcentaje de viajes usando la ruta más corta sea mayor al 60%. Esto se puede cotejar en la gráficas incluidas en c), d) y e) de la figura 8.3.

Para ver más resultados del número de viajes y flujo en más densidades, obtenidos de las diferentes combinaciones de parámetros, se pueden consultar los mapas de calor del apéndice A.2, donde se muestran los resultados de 16 diferentes densidades.

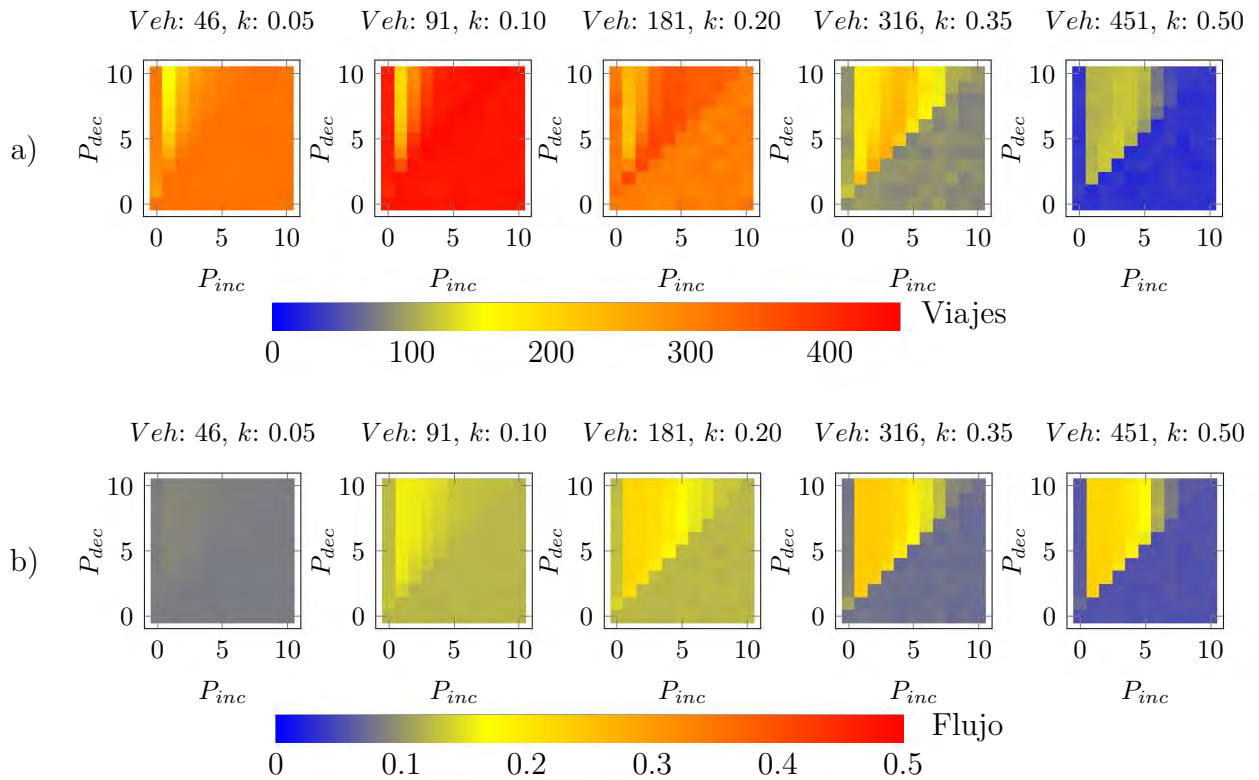


Figura 8.2: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Número de viajes logrados en 350 *ticks* o pasos, b) flujo promedio de los recorridos (vehículos / *ticks*) (ecuación 7.2)

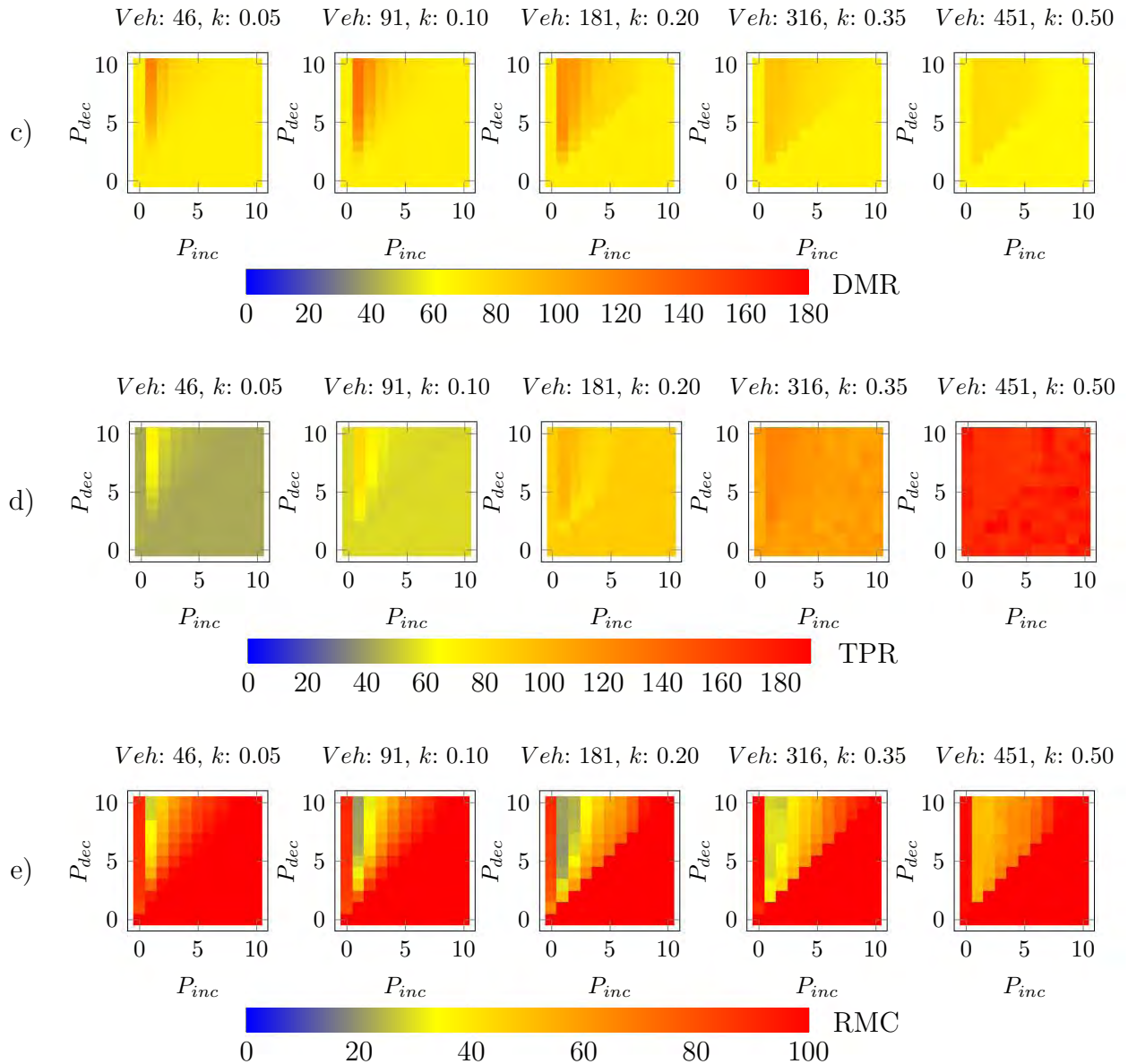


Figura 8.3: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. c) Distancia media de los recorridos en celdas (ecuación 7.7), d) tiempo promedio de los recorridos en *ticks* (ecuación 7.9) y e) el porcentaje de recorridos con los cuales la ruta más corta fue tomada.

8.1.2. Algoritmo II

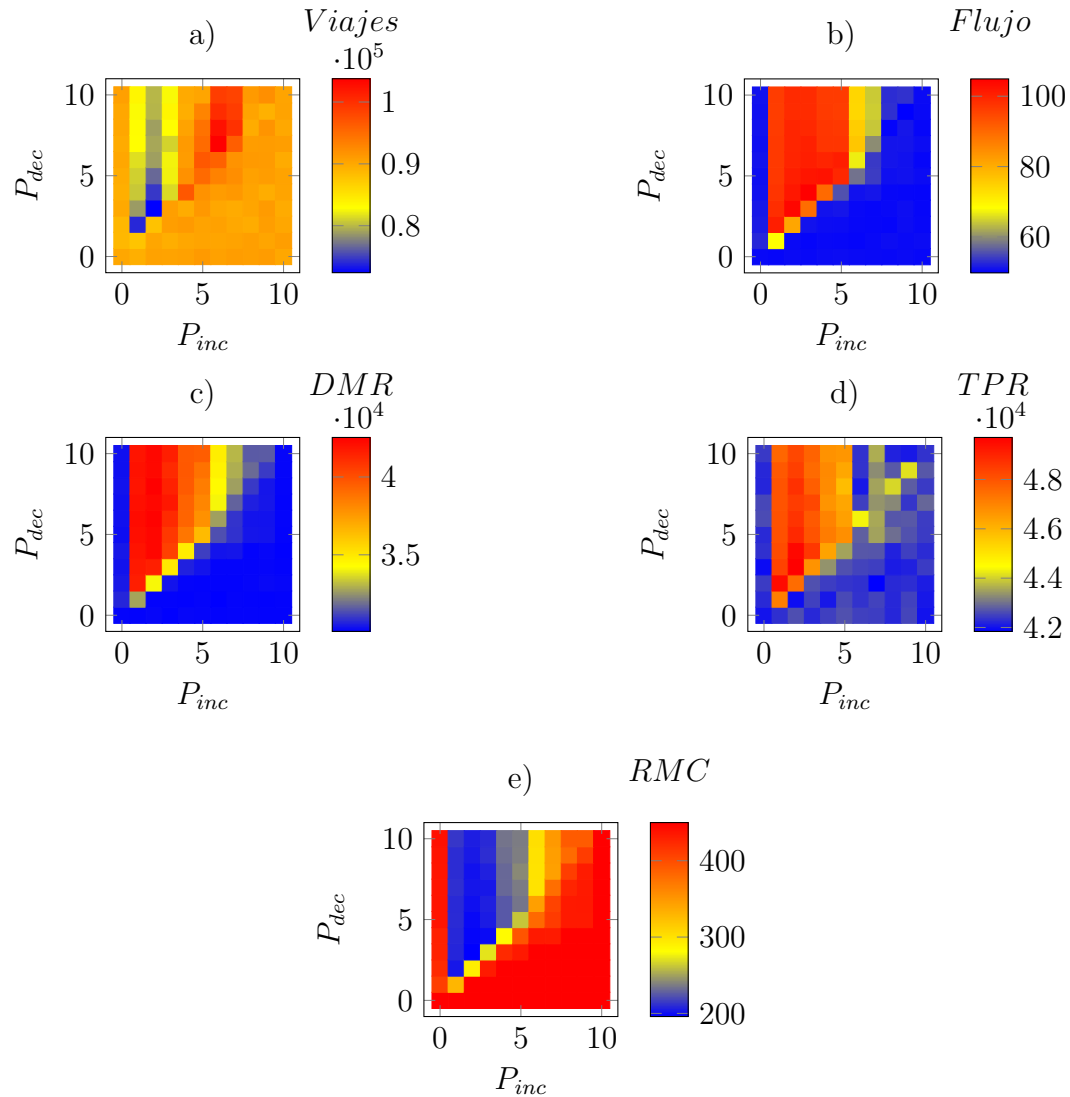


Figura 8.4: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Suma de los viajes realizados (ecuación 7.1), b) suma de los flujos promedios de los vehículos (ecuación 7.6), c) suma de la distancia media de los recorridos completados *DMR*, d) suma de los tiempos promedio de los recorridos completados, e) suma de los recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada *RMC*. Para las gráficas a) y b) se consideraron densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos (considerando un máximo espacio de 900 celdas) en intervalos de 1, mientras que para las gráficas c), d) y e) se consideraron densidades compuestas desde 1 hasta 450 vehículos en intervalos de 1 (considerando un máximo espacio de 900 celdas).

El mapa de calor a) de la figura 8.4 muestra el resultado de la suma de viajes realizados en diferentes densidades para el algoritmo II. En esta gráfica es posible observar que los parámetros entre $P_{inc} = \{6, 7\}$ y $P_{dec} = \{7, 8, 9, 10\}$ siempre que $P_{inc} < P_{dec}$, son los que tienen valores más altos. La mejor combinación de parámetros fue la de $P_{inc} = 6$ y $P_{dec} = 7$ al obtener el mayor número de viajes. El comportamiento de los parámetros es diferente a comparación del algoritmo I debido a que los mecanismos que evalúan la feromona varían entre un algoritmo y otro.

En las gráficas b), c), d) y e) de la figura 8.4 es posible observar que, los parámetros de mayor interés vuelven a caer en $P_{inc} = \{6, 7\}$ y $P_{dec} = \{7, 8, 9, 10\}$ siempre que $P_{inc} < P_{dec}$, en la gráfica e) podemos apreciar que tales parámetros son los que mantienen un nivel cercano al medio con respecto a los viajes que tomaron la ruta más corta.

Por otro lado, las gráficas de las figuras 8.5 y 8.6 muestran los resultados obtenidos en diferentes densidades para el algoritmo II con las diferentes combinaciones de parámetros. Estos resultados son obtenidos mediante el promedio de 20 experimentos por densidad.

Como es posible observar en las gráficas incluidas en a) de la figura 8.5, para densidades pequeñas de 0.05 y 0.10 (formadas por 46 y 91 vehículos), la mayoría de los parámetros funciona bien, a excepción de los parámetros entre $P_{inc} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ y $P_{dec} = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ teniendo en cuenta que P_{inc} sea siempre menor que P_{dec} . Con tales combinaciones obtenemos menos viajes de los que podríamos obtener con el algoritmo Base ($P_{inc} = 0$ y $P_{dec} = 0$). Este fenómeno también se presenta en el algoritmo I y puede deberse al mismo factor: remover más feromona y que esta tarde más tiempo en recuperarse puede ocasionar que los vehículos tomen otras rutas diferentes a la más corta a pesar de que no haya congestiones reales.

Los datos mostrados en la figura 8.6 muestran como los parámetros anteriormente mencionados para las densidades de 0.05 y 0.10 (46 y 91 vehículos), incrementa la distancia promedios de los recorridos (gráfica c)), el tiempo promedio de los recorridos (gráfica d)) y, a su vez, disminuyen el número de viajes usando la ruta más corta (gráfica e)).

Por otro lado, para la densidad de 0.20 (formada por 181 vehículos) se puede observar en la gráfica a) de la figura 8.5 como los parámetros $P_{inc} = \{6, 7, 8, 9, 10\}$ con $P_{dec} = \{6, 7, 8, 9, 10\}$ se comportan igual que el algoritmo Base. Esto se puede deber a que los vehículos frenan antes de llegar a una intersección, lo que permite que la feromona se recupere con más facilidad, haciendo que el efecto del algoritmo desaparezca. Este mismo fenómeno se puede apreciar también en densidades de 0.35 y 0.50 (formadas por 316 y 451 vehículos respectivamente) con parámetros de incremento P_{inc} mayores a 6.

También es posible observar en las gráficas incluidas en a) de la figura 8.5 como el uso de

ciertos valores de P_{inc} y P_{dec} pueden incrementar el número de viajes para algunas densidades, es decir, para este algoritmo los mejores parámetros cambian según la densidad explorada.

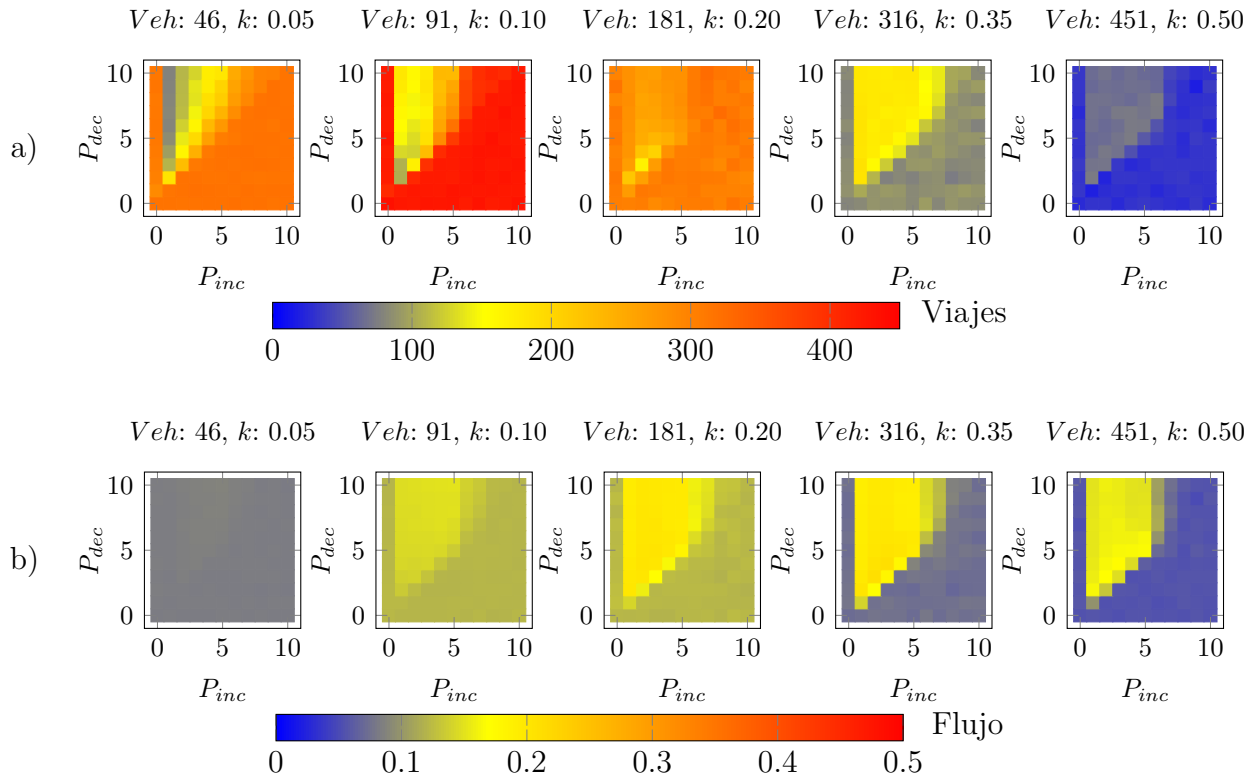


Figura 8.5: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. a) Número de viajes logrados en 350 *ticks* o pasos, b) flujo promedio de los recorridos (vehículos / *ticks*) (ecuación 7.2)

Con una densidad de 0.20 (181 vehículos) todos los parámetros funcionan bien a excepción de los parámetros que se mantienen entre $P_{inc} = \{3, 4, 5\}$ y $P_{dec} \{4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$. Con densidades de 0.35 y 0.50 (316 y 451 vehículos) los parámetros que tienen mayor número de viajes se pueden ubicar entre $P_{inc} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ y $P_{dec} = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ teniendo en cuenta que P_{inc} sea siempre menor que P_{dec} . Estos parámetros además, mantienen el tiempo promedio y distancia media del recorrido similar al algoritmo Base, logrando también que el porcentaje de viajes usando la ruta más corta sea mayor al 60%. Esto último se puede observar en las gráficas c) d) y e) de la figura 8.6.

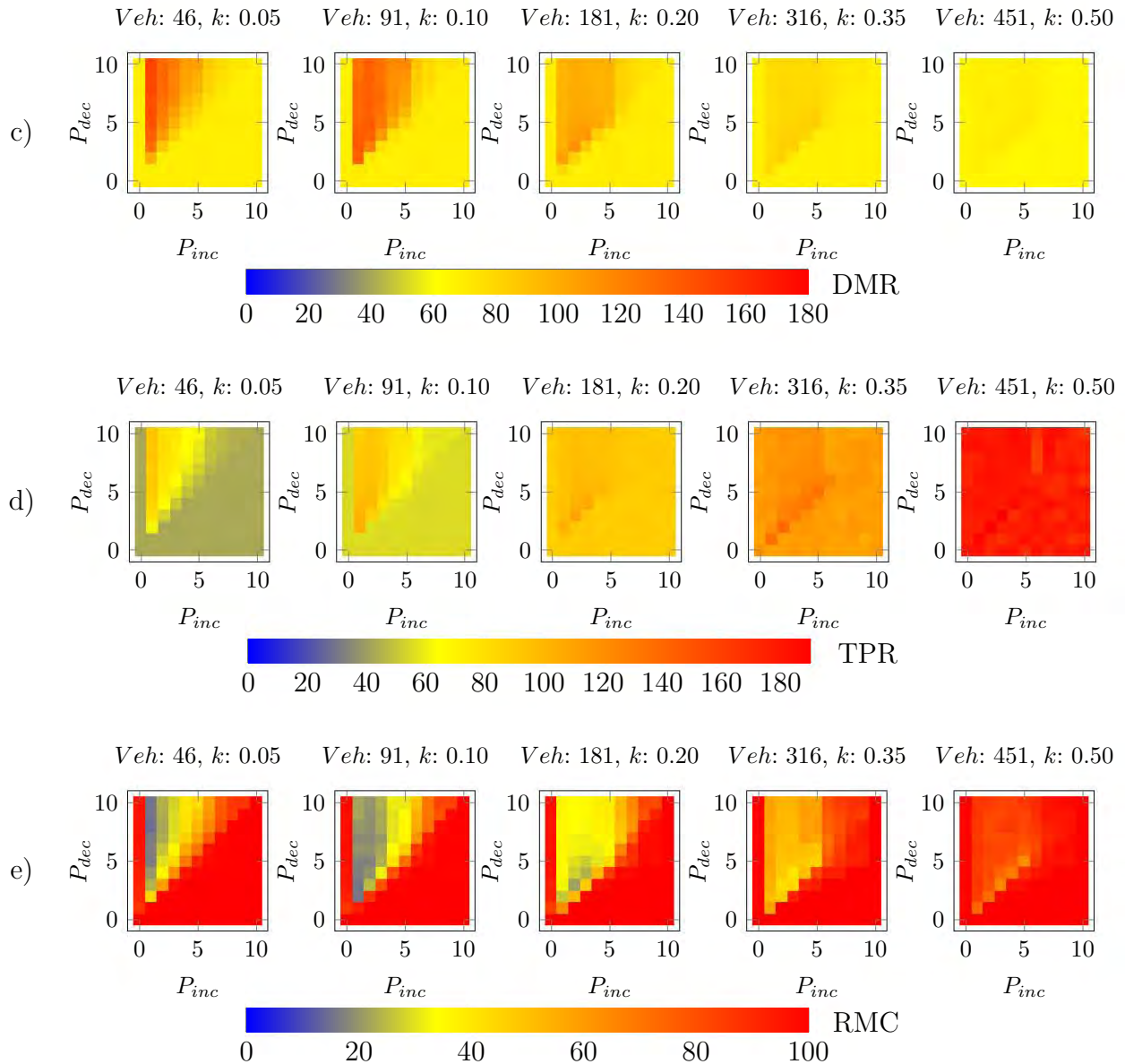


Figura 8.6: Mapas de calor conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo II en diferentes densidades. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios y las zonas rojas los valores más altos. c) Distancia media de los recorridos en celdas (ecuación 7.7), d) tiempo promedio de los recorridos en *ticks* (ecuación 7.9) y e) el porcentaje de recorridos con los cuales la ruta más corta fue tomada.

Para ver más resultados del número de viajes y flujo en más densidades, obtenidos de las diferentes combinaciones de parámetros, se pueden consultar los mapas de calor del apéndice B.2, donde se muestran los resultados de 16 diferentes densidades.

8.1.3. Algoritmo D

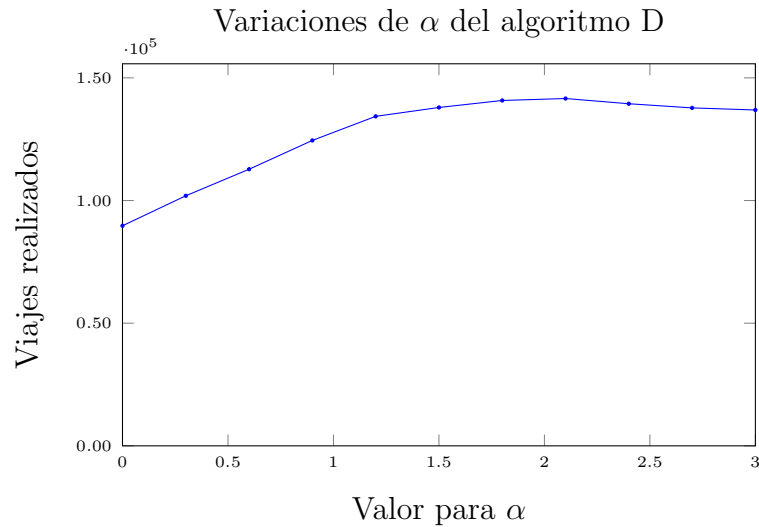


Figura 8.7: Variación de parámetros para el algoritmo D.

Mediante la gráfica de la figura 8.7, se observa el comportamiento de los diferentes valores de α , donde podemos ver que el incremento de este favorece hasta llegar a 2.1, luego de eso el número de viajes decrementa sutilmente.

Por otro lado, las gráficas de la figura 8.8 muestra el número de viajes posibles a realizar en ciertas densidades con diferentes valores de alfa. Este resultado es obtenido del promedio de 20 experimentos para cada combinación de densidad y valor de α .

En esta gráfica podemos encontrar que, para densidades de 0.05 y 0.10 (46 y 91 vehículos), casi todos los valores de alfa se comportan igual, a excepción del último, que da un número de viajes inferior a los demás. Esto se puede deber a que con un valor de alfa mayor, la penalización incrementa y comienza a desviar más vehículos, incluso en densidades bajas.

Se puede observar también en la figura 8.8 que en densidades de 0.20, 0.35 y 0.50 (formadas por 181, 316 y 451 vehículos) el incremento de los valores de α incrementa el número de viajes posibles de realizar. Este fenómeno puede sugerir que, el mecanismo del algoritmo empieza a verse reflejado en densidades altas y con valores del alfa superiores a 1.2.

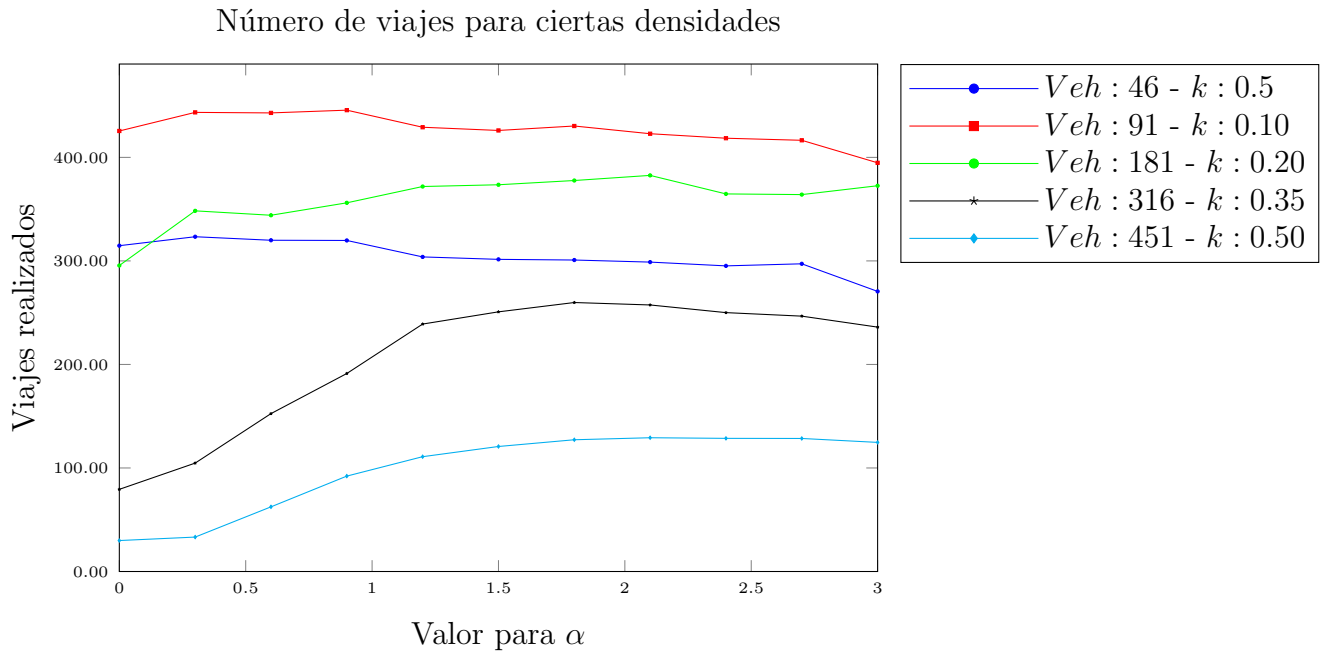


Figura 8.8: Número de viajes promedio que es posible realizar en 350 pasos o *ticks* para el algoritmo D con respecto al parámetro α . Los resultados en cada punto representan un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad explorada.

8.2. Mejores resultados conforme a parámetros: Algoritmo I, II y D

Tabla 8.1: Suma del número de viajes para el algoritmo I.

P_{inc}	P_{dec}	Total
2.0	3.0	139089.0
3.0	4.0	137771.0
3.0	5.0	136906.0
4.0	6.0	135558.0
1.0	2.0	135254.0

Tabla 8.2: Suma del número de viajes para el algoritmo II.

P_{inc}	P_{dec}	Total
6.0	7.0	103765.0
6.0	8.0	102332.0
6.0	9.0	100089.0
7.0	8.0	99714.0
7.0	9.0	98802.0

Tabla 8.3: Suma del número de viajes para el algoritmo D.

α	Total
2.1	141580.0
1.8	140785.0
2.4	139453.0
1.5	137927.0
2.7	137761.0

Las tablas 8.1, 8.2 y 8.3 nos muestran un resumen de los mejores resultados obtenidos mediante un análisis de la suma del número de viajes en todas las densidades. Para el algoritmo I se toman como mejor resultado los parámetros $P_{inc} = 2$ y $P_{dec} = 3$. Para el algoritmo II

$P_{inc} = 6$ y $P_{dec} = 7$ y para el algoritmo D $\alpha = 2.1$.

Por otro lado, la tabla 8.5 muestra el número de viajes por densidad, obtenidos del promedio de 20 experimentos para cada algoritmo con cierta configuración de parámetros. En dicha tabla es posible observar los resultados de los algoritmos usando una sola configuración de parámetros (I Exp23, II Exp67 y D 2.1) y usando la mejor configuración de parámetros (I-C, II-C, D-C) obtenida en cada densidad explorada. La mejor configuración de parámetros por densidad es mostrada en la tabla 8.4.

Es posible ver que los mejores parámetros para el algoritmo I, obtenidos mediante la suma de los viajes en todas las densidades (tabla 8.1), se repiten en varias ocasiones en la tabla 8.4 de mejores parámetros en diferentes densidades. Los resultados de tales parámetros en cuanto a número de viajes realizados pueden ser observados y comparados mediante la tabla 8.5 y la gráfica de la figura 8.9, las cuales muestra como los parámetros $P_{inc} = 2$ y $P_{dec} = 3$ mantienen valores muy similares a la mejor configuración de parámetros.

Esto puede ser corroborado y analizado a más detalle con los resultados de los 10 mejores parámetros por densidad para el algoritmo I mostrados mediante tablas en el apéndice A.3 donde también es posible encontrar la desviación estándar de los promedios.

Por otro lado, a diferencia del algoritmo I, el mejor parámetro del algoritmo II ($P_{inc} = 6$ y $P_{dec} = 7$) obtenido mediante la suma del número de viajes, no muestra tener buenos resultados en algunas densidades. Tal y como se puede observar en la tabla 8.5 y en la gráfica de la figura 8.10. Para este algoritmo, se tienen que usar diferentes valores de P_{inc} y P_{dec} para poder incrementar el número de viajes.

Tabla 8.4: Combinación de parámetros para los algoritmos I, II y D.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541	586	631	676	721
I-C - inc	4.0	9.0	9.0	2.0	3.0	2.0	2.0	3.0	3.0	2.0	3.0	2.0	2.0	2.0	1.0	1.0	1.0
I-C - dec	7.0	10.0	10.0	3.0	5.0	3.0	3.0	4.0	5.0	3.0	5.0	4.0	4.0	6.0	4.0	2.0	7.0
II-C - inc	1.0	6.0	0.0	4.0	7.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	3.0	1.0	2.0	2.0	5.0	2.0
II-C - dec	5.0	0.0	0.0	0.0	10.0	9.0	4.0	3.0	6.0	7.0	2.0	4.0	2.0	3.0	3.0	6.0	10.0
D-C - alfa	1.8	0.3	0.9	1.8	2.1	1.8	1.8	1.8	2.4	2.7	2.1	2.1	2.7	3.0	3.0	3.0	3.0

Tabla 8.5: Número de viajes obtenidos por los algoritmos I-C, I Exp23, II-C, II Exp67, D-C, D 2.1 y Base en diferentes densidades.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601
I-C	8.6	321.4	443.1	408.6	367.8	334.1	290.6	245.6	194.7	154.9	121.3	88.5	-
I Exp23	8.3	318.3	432	408.6	367.4	334.1	290.6	244.3	191.6	154.9	115.5	84.3	-
II-C	8.6	317.6	430.4	391.1	322.7	252.7	218	183.8	145.6	106.8	72.4	41.1	-
II Exp67	7.8	283.6	376.8	354.7	303.3	245.8	192	158.2	124.8	100.1	71.7	37	-
D-C	8.4	323.4	445.6	415.4	382.6	345.7	304.4	259.8	212	167.7	129.2	94.5	-
D 2.1	8.3	298.9	422.9	414.9	382.6	341.3	301.1	257.4	208.8	167.7	129.2	94.5	-
Base	8.4	317.9	420.1	384.8	302.6	196.6	121.6	84.8	61	46.8	30.2	13.3	-

Para el algoritmo D por otra parte, es posible ver algo similar a los resultados del algoritmo I. El mejor resultado obtenido mediante la suma se repite en varias ocasiones en la tabla 8.4 de mejores parámetros. Además la tabla 8.5 y la gráfica de la figura 8.11 muestran cómo éste parámetro tiene resultados muy cercanos a los mejores. Esto también puede ser corroborado más a detalle en las tablas del apéndice C.2, donde se muestran los 10 mejores parámetros por densidad junto con su desviación estandar.

Para el algoritmo I, II y D también pueden ser contrastados los resultados de la distancia media de recorrido, tiempo promedio de recorrido y porcentaje de viajes usando la ruta más corta, de las mejores configuraciones de parámetros contra el resto, en las gráficas de los apéndices A.1, B.1 y C.1 respectivamente.

Los parámetros considerados a explorar en las siguientes secciones para el algoritmo I son $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$, para el algoritmo II las mejores configuración de parámetros por densidad expuestas en la tabla 8.4 y para el algoritmo D se considera $\alpha = 2.1$. Para el algoritmo I y D no se consideran los resultados cuyos parámetros cambian según la densidad debido a que los escogidos se comportan muy similar a estos, con la ventaja de que no se deben cambiar.

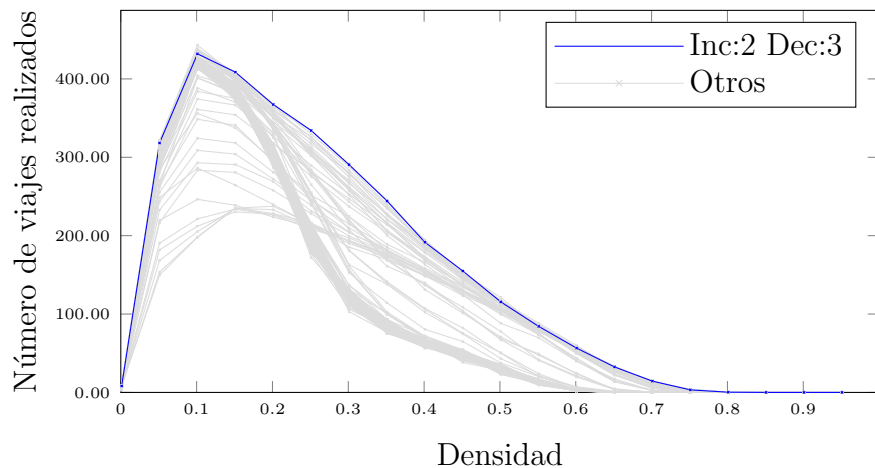


Figura 8.9: Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo I, obtenido desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos, mediante 20 muestras por densidad. Se resalta en azul el experimento con parámetros $P_{inc} = 2$, y $P_{dec} = 3$ y en gris las otras combinaciones de parámetros.

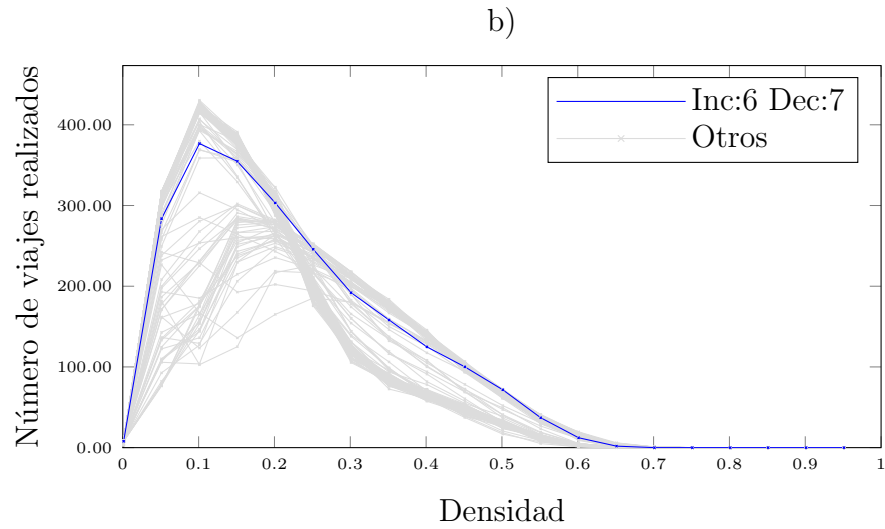


Figura 8.10: Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo II, obtenido desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos, con 20 muestras por densidad. Se resalta en azul para el experimento con parámetros $P_{inc} = 6, P_{dec} = 7$ y en gris las otras combinaciones de parámetros.

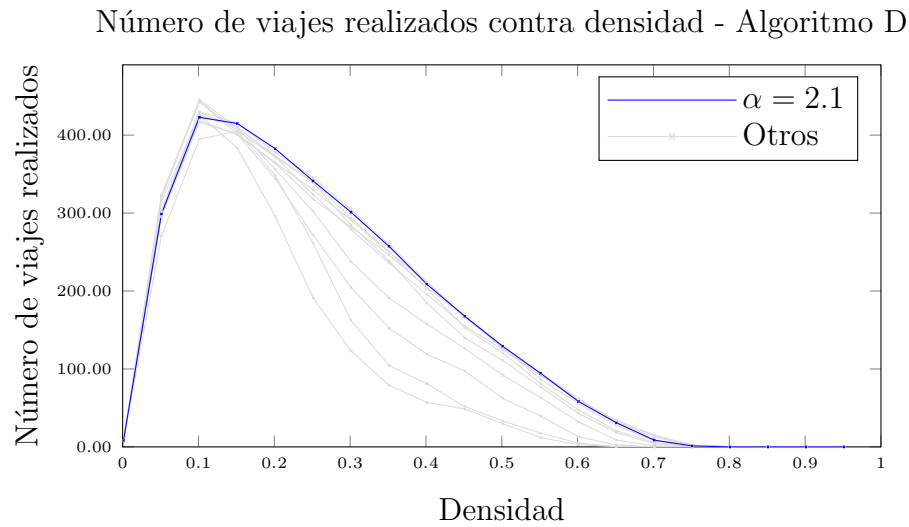


Figura 8.11: Resultados del número de viajes contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Se resalta en azul la gráfica que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro.

8.3. Número de viajes contra densidad

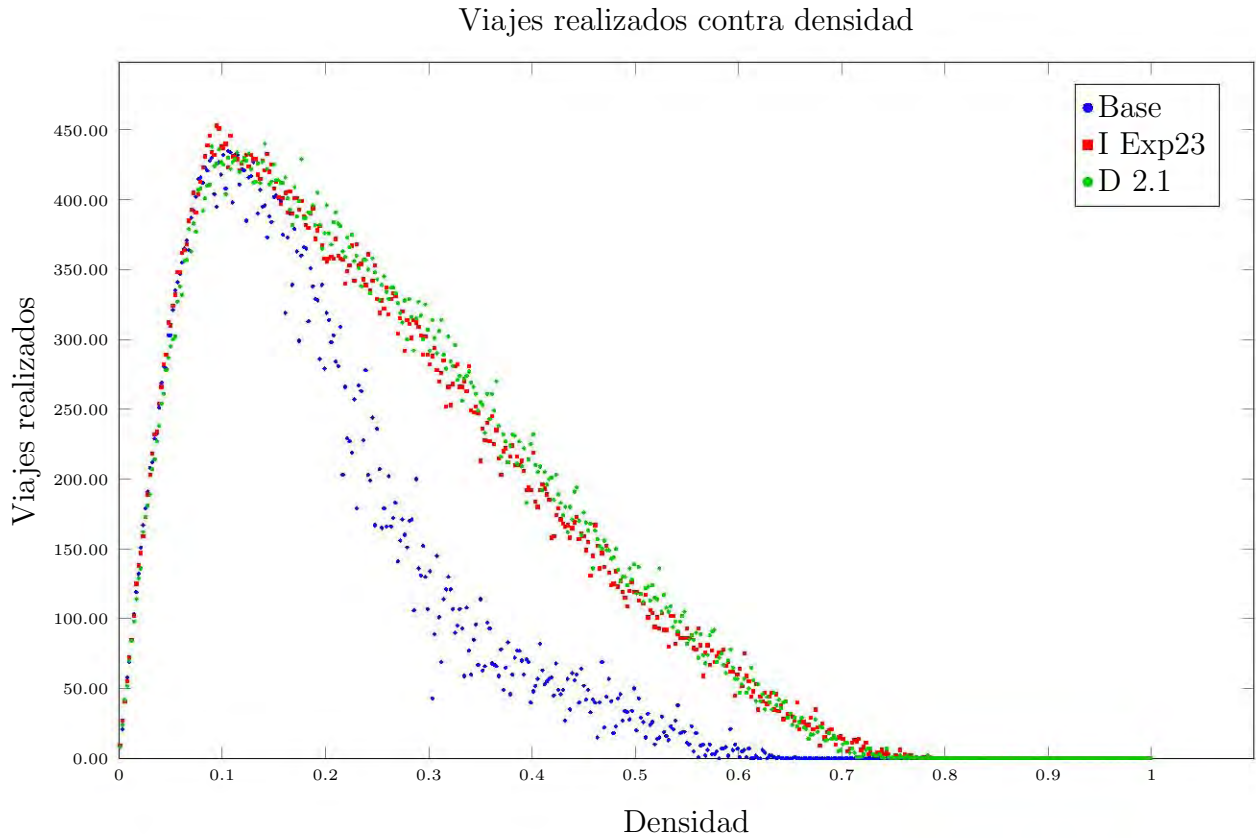


Figura 8.12: Número de viajes realizados durante 350 *ticks*, con densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$

Número de viajes realizados contra densidad

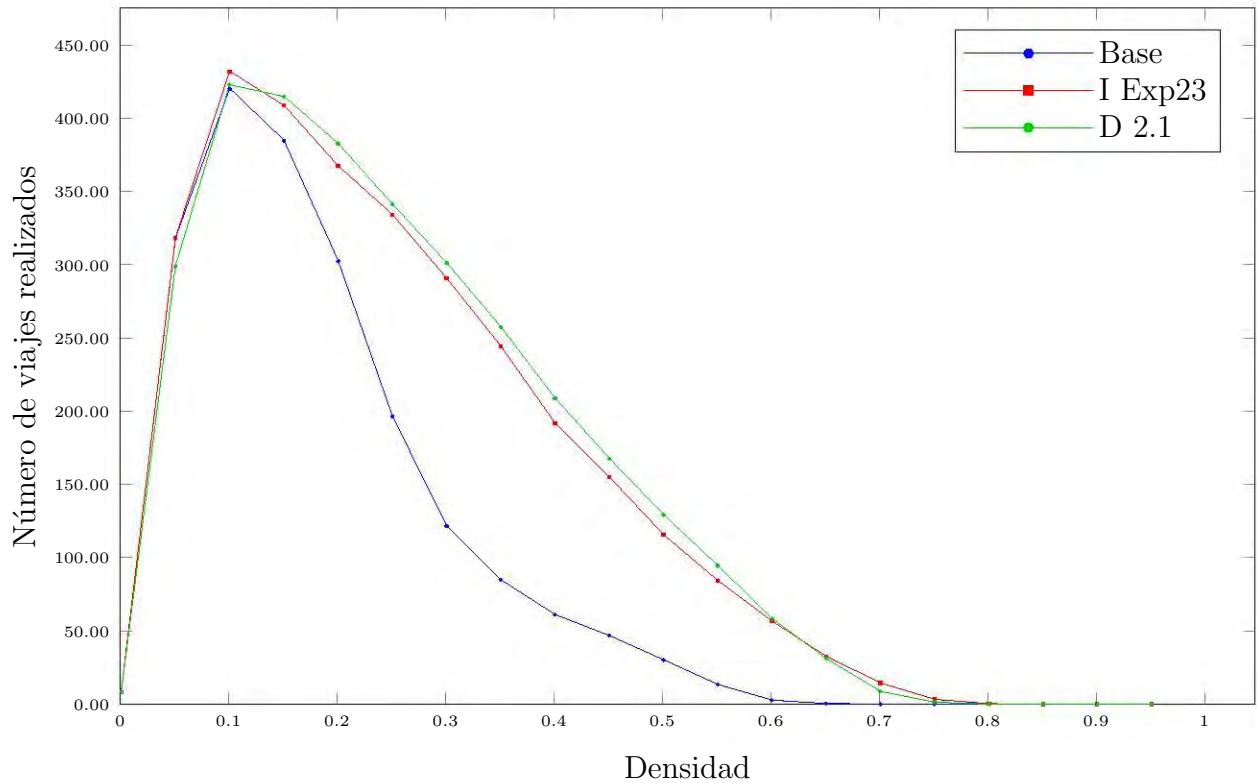


Figura 8.13: Comparación del número de viajes realizados con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45 vehículos. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha = 2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

Tabla 8.6: Suma del número de viajes para todos los algoritmos.

Algoritmo	Total
D	141580.0
I	139089.0
I-A	123839.0
II	103765.0
Base	90223.0
II-A	77465.0

La tabla 8.6 muestra un breve resumen de los datos obtenidos mediante la suma de los viajes de diferentes densidades formadas desde 1 hasta 899 vehículos, de todos los algoritmos. En dicha tabla se observa que el algoritmo que dio menor número de viajes es el II-A,

obteniendo resultados muy por debajo del algoritmo Base. Mientras que los mejores dos algoritmos son el D y el I con resultados mucho mayores al algoritmo Base. A pesar de que el algoritmo D tiene mayor número de viajes, este no es considerablemente mayor al algoritmo I, debido a que la diferencia es de 1.75 % en el total de número de viajes.

Por otra parte, la tabla 8.7 muestra el porcentaje de mejora que tienen los algoritmos con respecto al algoritmo Base, donde, para el algoritmo I (I Exp23) se consideran los parámetros $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$, para el algoritmo II (II-C) se consideran los mejores parámetros por densidad obtenidos en la sección anterior, y para el algoritmo D se considera $\alpha = 2.1$. Es posible observar como los mejores algoritmos en dicha tabla también son el I y el D, obteniendo mejoras mayores al 200 % en densidades de 0.40, 0.45, 0.50 y 0.55.

Los resultados de estos dos mejores algoritmos junto con el algoritmo Base pueden ser observados en la figura 8.12, donde es posible observar que existe un máximo número de viajes posibles de realizar para los tres algoritmos, este se encuentra sobre la densidad de 0.10 y es muy cercana a 440 viajes en 350 iteraciones. Los tres algoritmos comparten similitud hasta la densidad de 0.10; sin embargo, luego de esta densidad se aprecia cómo los datos del algoritmo Base comienzan a ser menores comparados a los otros dos algoritmos, los cuales se mantienen en valores similares.

Todo lo anterior también es posible de ser corroborado en la gráfica de la figura 8.13, la cual muestra los resultados obtenidos de 20 densidades para los algoritmos I, D y Base, cuyos valores representan un promedio de 20 experimentos en cada densidad para cada algoritmo.

Tabla 8.7: Porcentaje de mejora de los algoritmos I Exp23, II Exp67, I-A, II-A, D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el número de viajes.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601
I Exp23	-2.4	0.1	2.8	6.2	21.4	70.0	139.0	188.2	213.8	231.3	282.6	531.1	-
II-C	1.2	-0.1	2.4	1.6	6.7	28.5	79.3	116.8	138.5	128.3	139.7	207.9	-
I-A	-3.6	0.7	4.2	2.4	11.0	42.0	97.1	130.0	155.4	170.9	199.5	360.3	-
II-A	-1.2	-2.5	-12.0	-24.8	-31.3	-30.1	-27.6	-28.8	-5.7	10.4	41.6	140.4	-
D 2.1	-2.4	-6.0	0.6	7.8	26.5	73.6	147.7	203.8	241.9	258.6	327.8	607.5	-

En las siguientes secciones los únicos algoritmos considerados son el I y D con parámetros $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$ y $\alpha = 2.1$.

8.4. Diagrama fundamental

El diagrama fundamental, nos permite observar dos fases del tráfico: flujo libre y tráfico congestionado. En la gráfica de la figura 8.14 para el algoritmo Base, se observa un compor-

tamiento típico de flujo para un diagrama fundamental, con un cambio de fase cerca a una densidad igual a 0.15.

Para los algoritmos I y D, por otra parte, es posible apreciar cómo el flujo alcanza un máximo cercano a 0.24, hasta que ocurre el cambio de fase, en densidades cercanas a 0.35. Esto puede indicar que los mecanismos de autoorganización implementados en ambos algoritmos mantienen un balanceo de cargas que incrementa considerablemente el flujo para ambos. Lo anterior también puede ser corroborado en la gráfica de la figura 8.15, donde se muestran los resultados promediados de 20 experimentos por densidad para cada algoritmo.

Es importante notar en este punto que, incrementar el flujo no es considerado como un factor tan importante, ya que esto no nos garantiza que se están completando viajes. El flujo sólo nos dice que los vehículos se mantienen circulando a velocidades buenas, por ejemplo, podría ocurrir que el mecanismo de autoorganización mantenga vehículos circulando en diferentes calles sin que estos lleguen a su destino.

La tabla 8.8 muestra los resultados de la suma de los flujos de densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos, para todos los algoritmos. Es posible apreciar, que el algoritmo con mayor flujo fue el I seguido del D, y el algoritmo con menor flujo fue el Base.

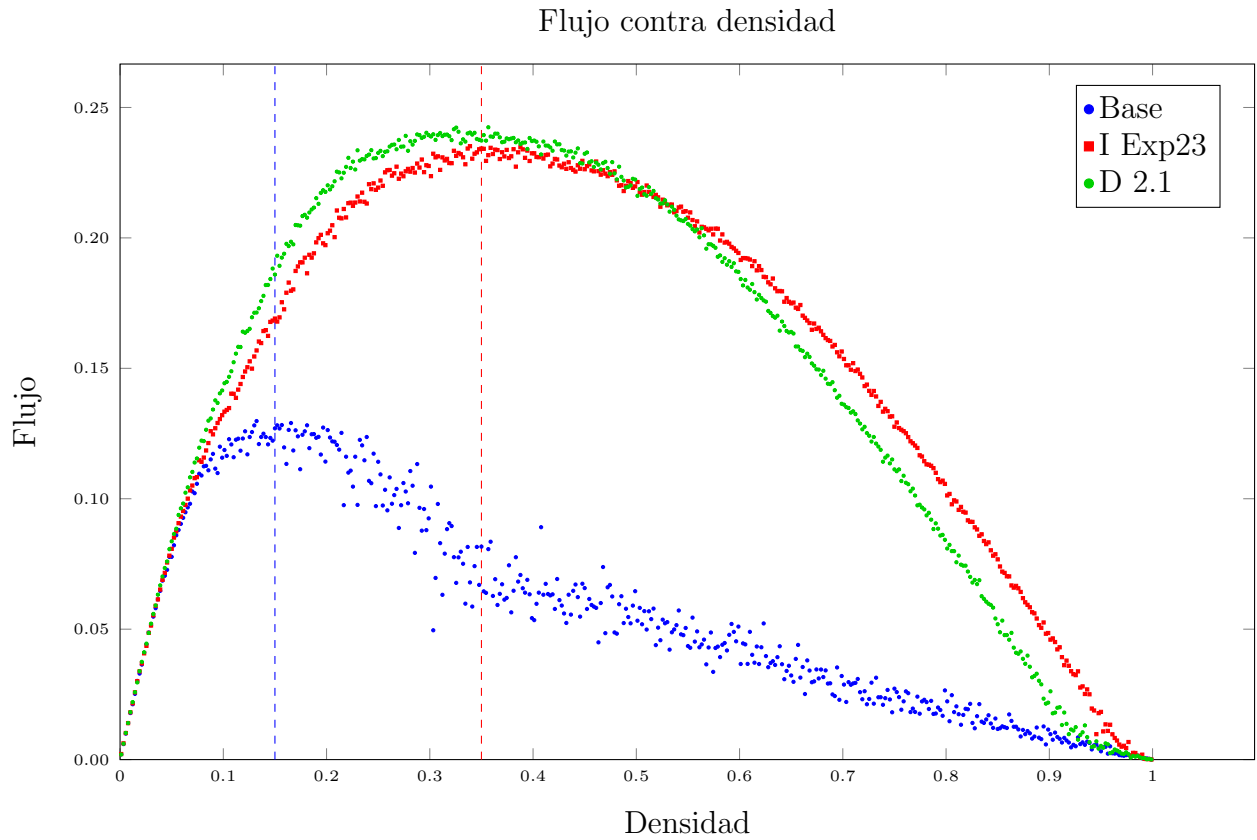


Figura 8.14: Flujo promedio de los recorridos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.2. La línea azul indica el cambio de fase considerado para el algoritmo Base mientras que la roja indica el cambio de fase para los algoritmos I y D.

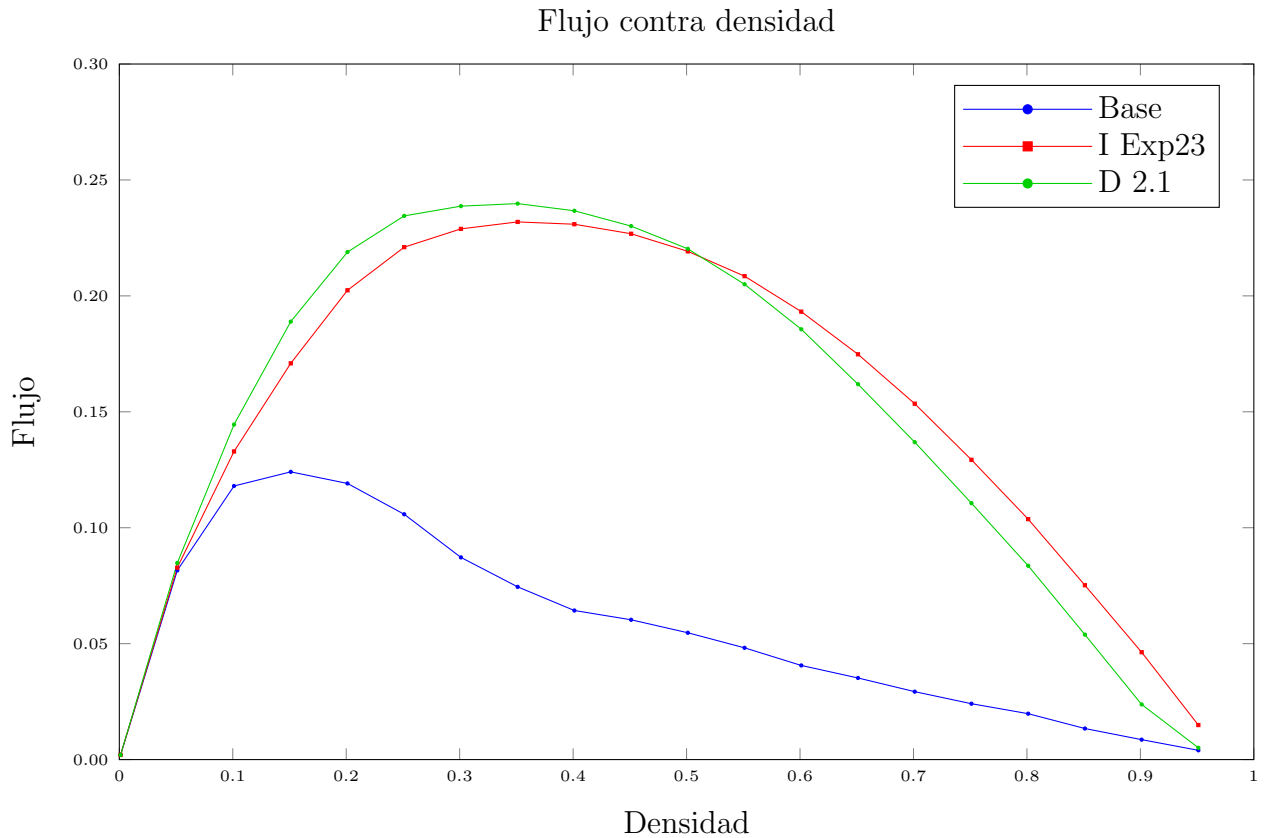


Figura 8.15: Comparación del flujo con los diferentes algoritmos. Con densidades de 1 vehículo hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

Tabla 8.8: Suma del flujo para todos los algoritmos.

Algoritmo	Total
I	137.55
D	135.37
I-A	124.47
II-A	101.13
II	76.26
Base	50.35

8.5. Distancia media del recorrido contra densidad

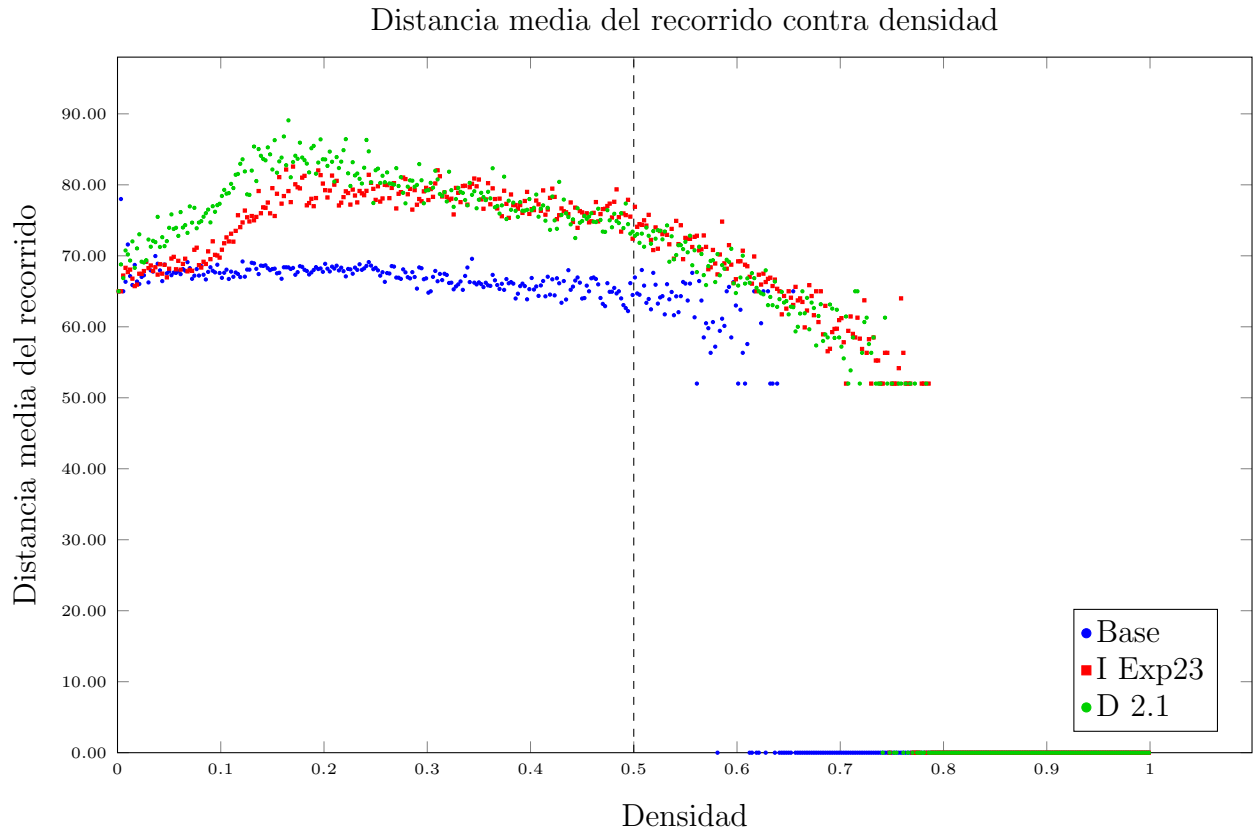


Figura 8.16: Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.7.

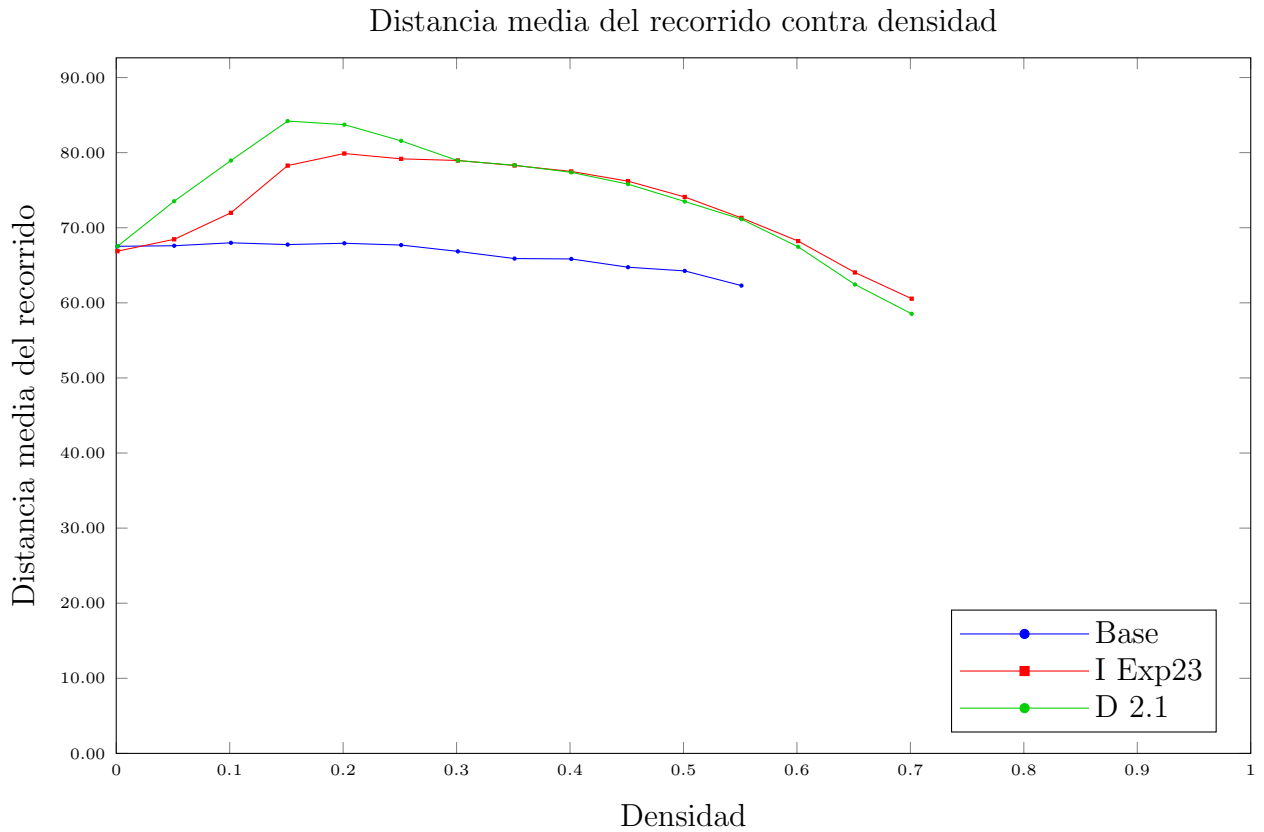


Figura 8.17: Comparación de la distancia media del recorrido con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

Tabla 8.9: Suma de la distancia media del recorrido.

Algoritmo	Total
II-A	36847.03
D	35220.7
I	34095.29
II	34070.94
I-A	33172.83
Base	30143.16

En los resultados mostrados en la gráfica de la figura 8.16, es posible notar cómo ocurre un incremento considerable por parte de los algoritmos I y D con respecto a la distancia promedio del recorrido. Esto se debe a que ambos mecanismos de autoorganización desvían

frecuentemente a algunos vehículos, lo cual puede traer como consecuencia un incremento en la distancia recorrida.

Es importante notar que, para el algoritmo D, la distancia media del recorrido para los viajes comienza a incrementar considerablemente en densidades desde menores que 0.10, a diferencia del algoritmo I que comienza a mostrar un incremento considerable a partir de la densidad 0.10. El algoritmo D muestra para densidades mayores a 0.30, tener una menor distancia media de recorrido a comparación del algoritmo I, con valores por debajo de este.

Como consecuencia de estos fenómenos ambos algoritmos tienen casi los mismos resultados en la suma de sus distancias medias recorridas. Esto es posible de observar en la tabla 8.9, cuyos resultados son la suma de las distancias medias de recorrido, de densidades formadas por 1 hasta 450 vehículos. En tal tabla también se nota que el algoritmo Base mantiene la menor distancia recorrida.

También se debe notar que el algoritmo Base mantiene constante la distancia media de recorrido hasta densidades menores a 0.50, esto se debe a que los orígenes y destinos se encuentran a distancias similares (entre 52 celdas y 78 celdas de distancia). Luego de densidades mayores a 0.50 el número de viajes que son posibles realizar son pocos y, estos pocos se logran debido a que tienen un origen y destino cercano, por este motivo es que se ve un decremento en la distancia recorrida luego de densidades mayores a 0.50.

Los tres algoritmos disminuyen a 52 celdas la distancia promedio de recorrido, es decir, en las densidades mayores a 0.50 los viajes más cercanos son los únicos que se logran completar, por esto es que se puede observar esta tendencia a bajar hasta 52 celdas en todos los algoritmos.

Por último existen ciertas densidades donde no se pudo realizar ningún viaje, estas densidades se identifican ya que la distancia media del recorrido se establece en cero.

Todo lo anterior también es posible de ser corroborado en la gráfica de la figura 8.17, donde se muestran los resultados obtenidos del promedio de 20 experimentos por densidad en cada algoritmo, donde también se aprecia que el algoritmo I tiene menor distancia media de recorrido en comparación con el algoritmo D.

8.6. Tiempo promedio del recorrido contra densidad

Una de las variables que es de mucho interés para los conductores sin duda es el tiempo que tomará el recorrido. Es importante entonces tener en cuenta que el tiempo de recorrido no debería ser mucho mayor al tiempo de recorrido que podemos obtener con un algoritmo

estático, es decir, que no sea el doble o el triple.

En la gráfica de la figura 8.18, observamos como los algoritmos I y D mantienen un tiempo de recorrido muy similar entre ambos y por debajo del tiempo de recorrido del algoritmo Base, a excepción de densidades entre 0.30 y 0.50. Sin embargo la diferencia no es muy significativa.

Para densidades mayores a 0.50 es posible notar como el algoritmo Base comienza a mostrar datos con muchas variaciones, esto se puede deber a que la cantidad de muestras (viajes en este caso) son pocas y que el tiempo entre un recorrido y otro puede ser muy diferente. Este comportamiento también se puede observar para los algoritmos D y I en densidades un poco más altas, cercanas a 0.60.

Por otro lado, la gráfica de la figura 8.19 muestra el promedio de 20 experimentos en cada densidad. Esto permite observar los valores sin que exista tanta variación, y por lo tanto que sea posible observar mejor el comportamiento de los datos. Esta gráfica muestra lo comentado anteriormente, tanto el algoritmo I, D y Base mantienen tiempos de recorridos muy similares.

La tabla 8.10 muestra en orden descendente la suma de los tiempos promedios de recorrido, considerando densidades formadas por 1 hasta 450 vehículos. Es posible apreciar que el algoritmo con mayor tiempo promedio fue el II-A, y los menores tiempos fueron los algoritmos D y I, seguidos de algoritmo Base, por lo tanto estos datos son representativos de las curvas mostradas en la figura 8.18.

Tiempo promedio del recorrido contra densidad

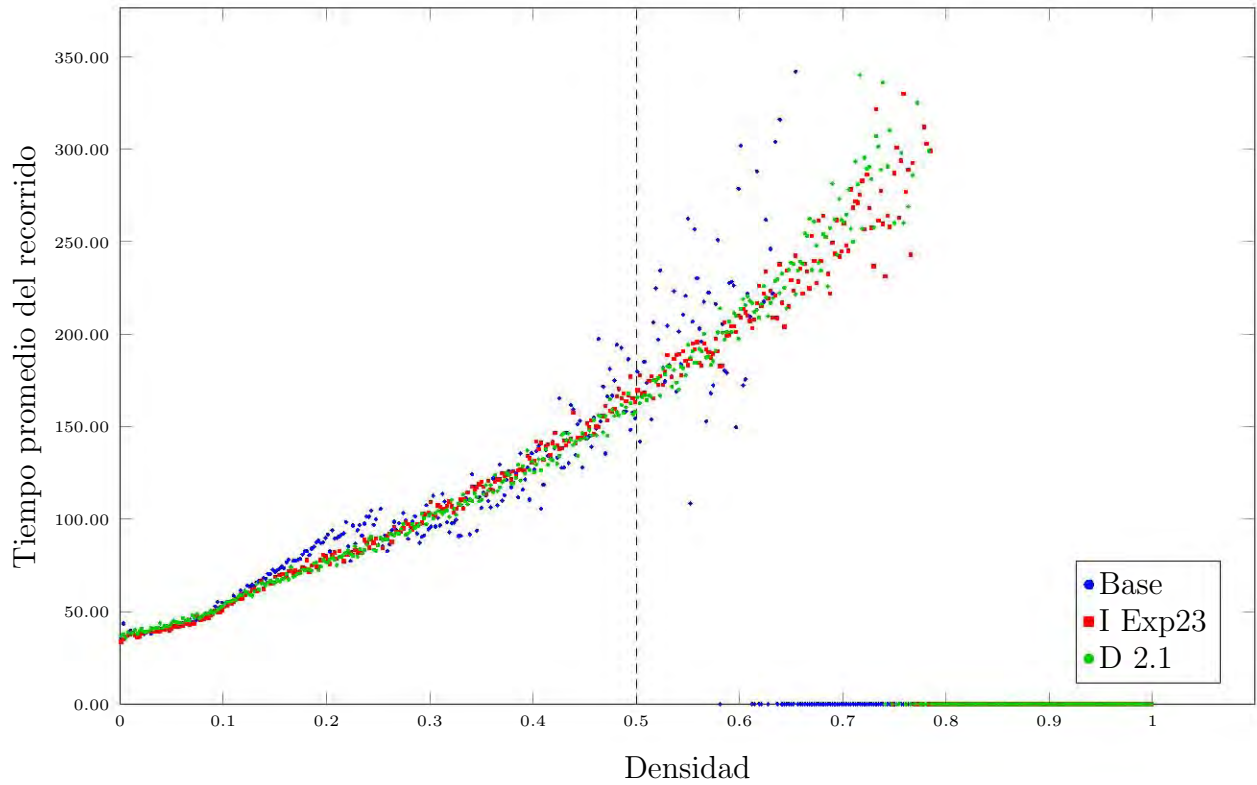


Figura 8.18: Tiempo promedio de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.

Tiempo promedio del recorrido contra densidad

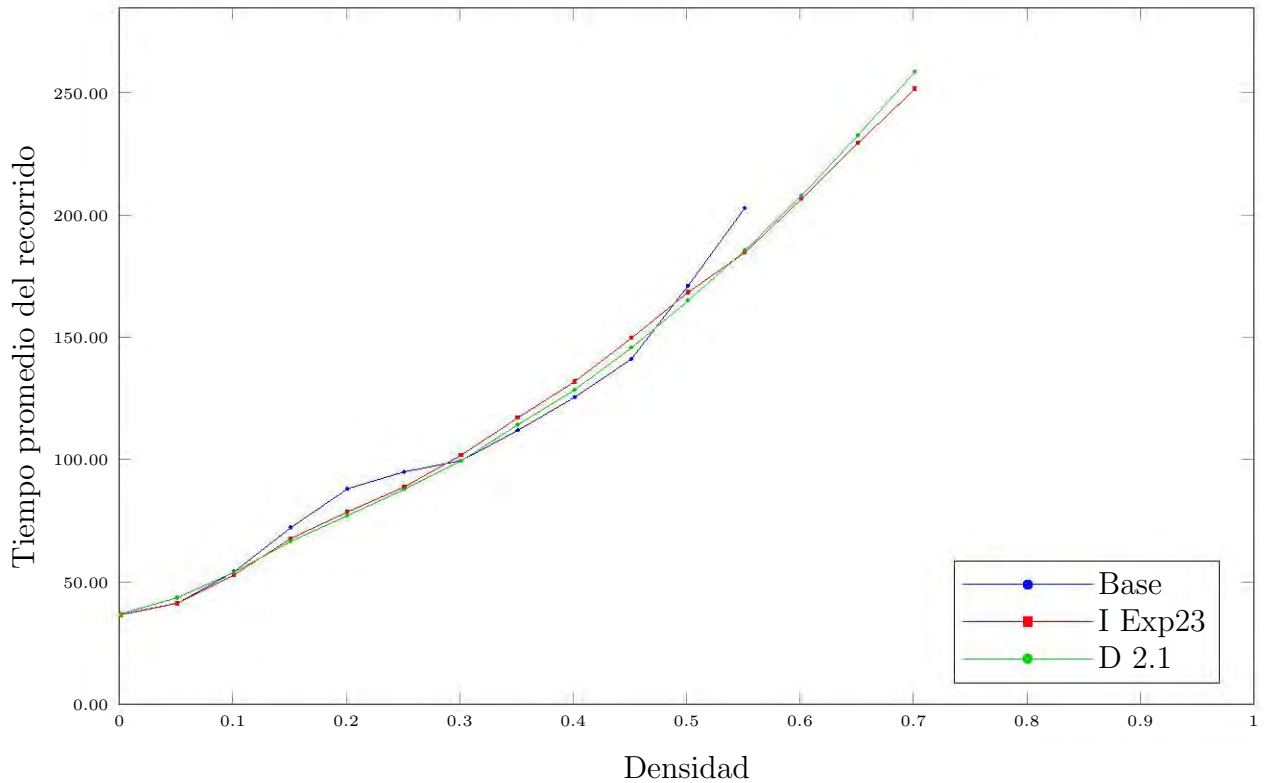


Figura 8.19: Comparación del tiempo promedio del recorrido con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

Tabla 8.10: Suma del tiempo promedio de recorrido.

Algoritmo	Total
II-A	51171.11
I-A	43391.21
II	42479.05
Base	42226.49
I	41686.6
D	41305.14

8.7. Porcentaje de viajes usando la ruta más corta contra densidad

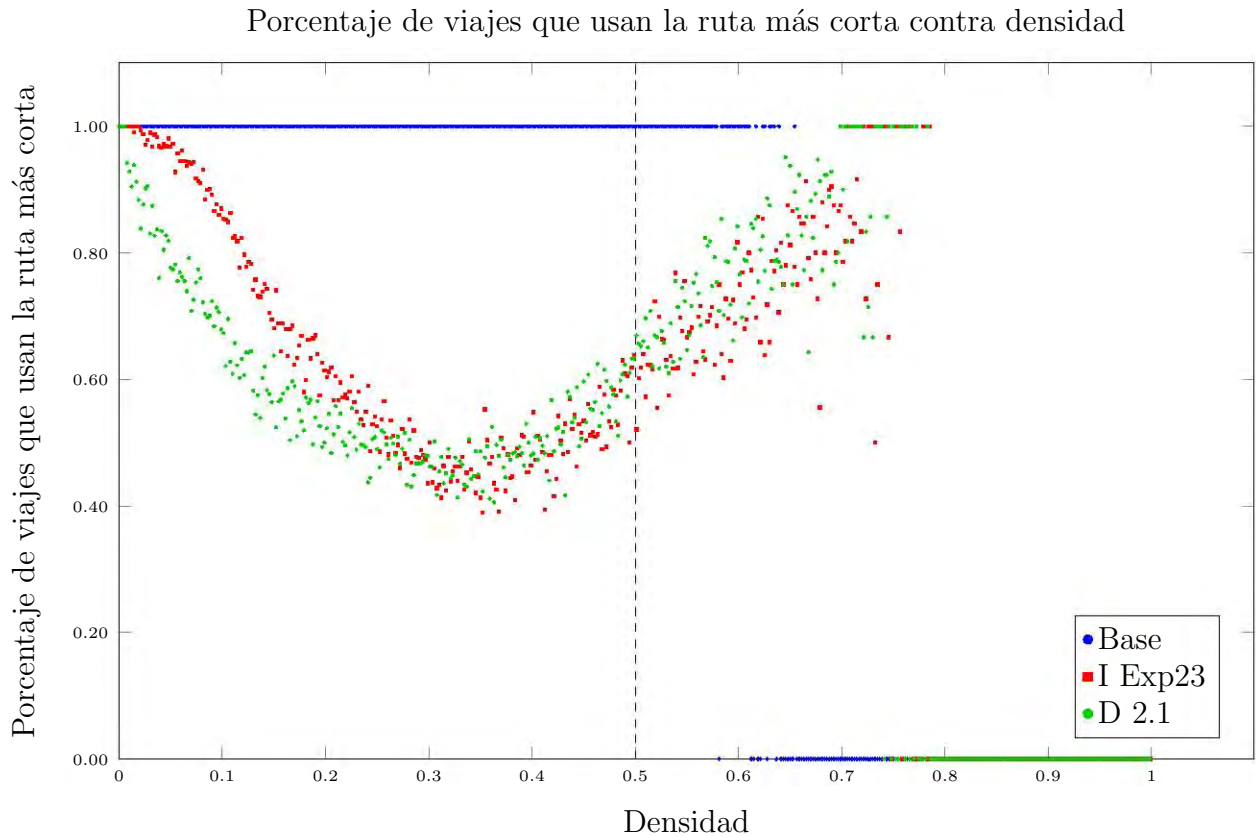


Figura 8.20: Porcentaje de viajes que usan la ruta más corta contra densidad. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.

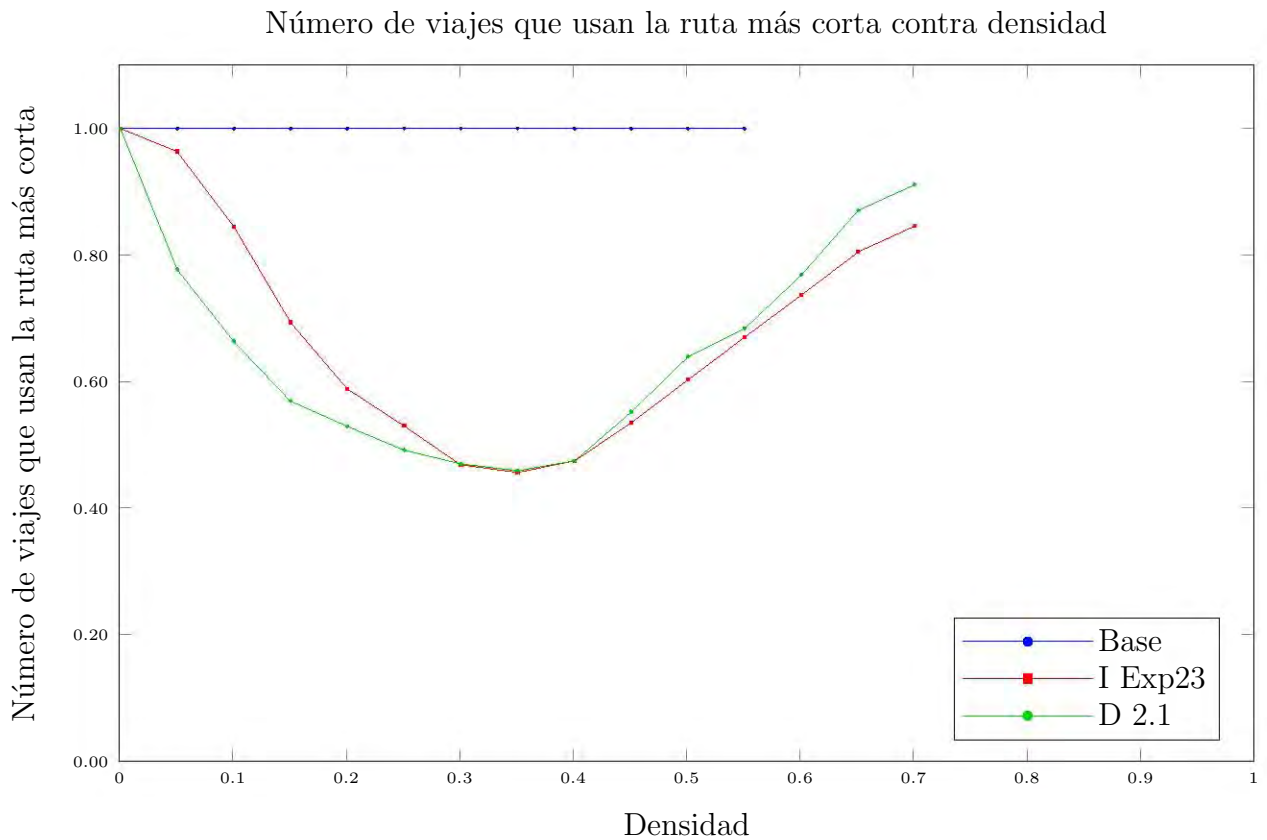


Figura 8.21: Comparación del porcentaje de viajes que usan la ruta más corta contra densidad con los diferentes algoritmos. Con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

Tabla 8.11: Suma del porcentaje de viajes con los cuales la ruta más corta fue usada.

Algoritmo	Total
Base	450.0
I-A	339.48
II	298.78
I	286.26
D	260.25
II-A	231.82

La gráfica de la figura 8.20 muestra para el algoritmo Base dos comportamientos, el primero es que en densidades menores a 0.60 todos los viajes que son posibles de realizar se hacen usando la ruta más corta. El segundo comportamiento es que luego de esta densidad los

valores decaen debido a que no es posible completar ninguna ruta. Un patrón muy parecido ocurre para los algoritmos I y D en otras densidades.

En la gráfica de la figura 8.20 también es posible apreciar como el algoritmo D comienza a desviar mayor cantidad de viajes por la ruta más corta desde densidades cercanas a cero. A diferencia de esto, el algoritmo I comienza a hacer uso de vías alternas en densidades cercanas a 0.08.

Finalmente es posible observar como el algoritmo I y D se comportan de una forma muy parecida en densidades mayores a 0.20.

Todo lo anterior también es posible de ser observado con mayor detalle en la gráfica de la figura 8.21, donde se presentan los promedios de 20 experimentos en cada densidad.

Debido a que el algoritmo Base no mandó a ningún vehículo por rutas alternas, este tiene la mayor suma de porcentajes de vehículos usando la ruta más corta, considerando densidades formadas por 1 hasta 450 vehículos. Tal resultado se muestra en la tabla 8.11, donde también es posible observar que el algoritmo I y el D tienen una suma menor, esto debido a que usaron rutas alternas con mayor frecuencia.

Capítulo 9

Discusión

En esta sección se discuten los resultados más relevantes obtenidos de los experimentos realizados. Las siguientes tablas a discutir muestran el porcentaje de incremento de diferentes medidas en diferentes densidades, para todos los algoritmos con respecto al algoritmo Base. Las densidades en las cuales se obtuvo un número de viajes igual a cero no pueden ser evaluadas, estas son omitidas en todos los resultados.

Los datos de la tabla 9.1 obtenidos del promedio de 20 experimentos en cada densidad, muestran como los algoritmos no tienen una mejora significativa en densidades menores o iguales a 0.15. Estas densidad en realidad para el algoritmo Base son consideradas como flujo libre. Por lo tanto en flujo libre el efecto del mecanismo en realidad no es tan notorio como en tráfico congestionado (densidades mayores a 0.15 para el algoritmo Base).

También, en densidades de tráfico congestionado, para el algoritmo I y D es posible observar en la tabla 9.1 mejoras mayores al 200 % en número de viajes en densidades de 0.40, 0.45, 0.50 y 0.55. Además es posible apreciar cómo el algoritmo II-A empeora con respecto al Base casi en un 30 % para densidades de 0.20, 0.25, 0.30 y 0.35.

En la tabla 9.2 donde se encuentra el porcentaje de incremento en el flujo de todos los algoritmos con respecto al Base, podemos observar que, con los algoritmos I y D existen mejoras hasta del 400 % con respecto al flujo en densidades mayores a 0.15. Estos datos indican que el flujo es incrementado considerablemente en densidades de tráfico congestionado (mayores a 0.15 considerando el algoritmo Base).

Uno de los aspectos que pueden resultar más relevantes de notar en los resultados, son los cambios de fase en la distancia media del recorrido y el porcentaje de viajes usando la ruta más corta. Para la distancia media del recorrido podemos observar mediante la gráfica de la figura 9.1 que, para el algoritmo Base se pueden ver reflejados ciertos cambios de fase,

tanto del flujo como del número de viajes. Estos cambios de fase se denotan mediante líneas punteadas de color azul para el algoritmo Base y rojas para el I y D.

Para el algoritmo Base, de la densidad 0 hasta la 0.15 se puede considerar flujo libre (de acuerdo al diagrama fundamental de este). De 0.15 hasta la densidad de 0.60 se puede considerar como flujo congestionado, debido a que los valores de las distancias medias de los recorridos decaen, ya que los únicos recorridos que se logran son los que tienen menor distancia. A partir de la densidad 0.60 hasta la 0.65 puede considerarse semi bloqueado, esto debido a que en ocasiones si se logran hacer viajes y en ocasiones no. A partir de la densidad 0.65 se considera tráfico bloqueado, debido a que ningún viaje es posible de realizar.

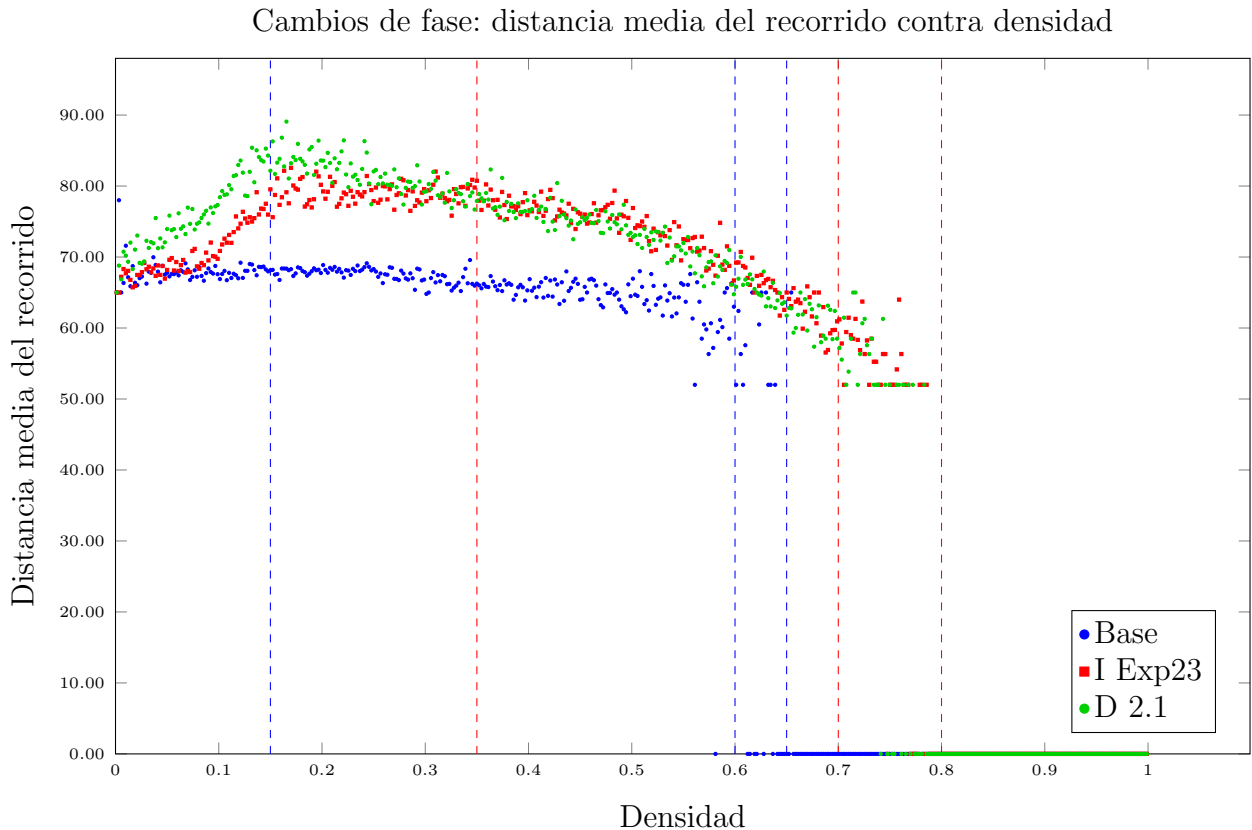


Figura 9.1: Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.

Para los otros dos algoritmos (I y D), para densidades de 0 hasta 0.35 se considera flujo libre (según lo observado en el diagrama fundamental). De la densidad de 0.35 hasta la de 0.70 se considera tráfico congestionado. De la densidad de 0.70 hasta 0.80 tráfico semibloqueado

ya que comienza a decrementar la distancia de los recorridos porque únicamente se completan los más cortos, y de la densidad de 0.80 en adelante flujo bloqueado, ya que no se puede hacer ningún viaje. Recordemos que los valores mostrados en ceros son valores considerados como nulos debido a que no se pudo completar ningún viaje.

Con respecto a los viajes usando la ruta más corta, la gráfica de la figura 8.20 muestran mediante líneas punteadas los cambios de fase de tráfico semicongestionado a tráfico bloqueado para todos los algoritmos. Para el algoritmo Base podemos encontrar un cambio de fase en la densidad de 0.65, observando como el número de viajes que toman la ruta más corta comienzan a ser menores hasta llegar a cero (lo cual nos deja un valor nulo en la gráfica). Para los algoritmos I y D es posible notar cómo este comportamiento se da a partir de la densidad 0.80.

Es interesante notar que para el algoritmo I y D existe el uso de las rutas más cortas para densidades entre 0.70 y 0.80. Para el algoritmo I esto se puede deber a que cuando existe un nivel de saturación tan grande en la red, la cantidad de feromona existente en las diferentes vías puede resultar ser casi la misma (muy pequeña, cercana a cero), y por lo tanto el hacer uso de esta deja de afectar a la función de costo. Lo mismo pasa para el algoritmo D, donde probablemente las densidades para las vías que pueda escoger el vehículo sea la misma.

Por otra parte podemos observar en la tabla 9.3 el porcentaje de incremento en la distancia media del recorrido para los diferentes algoritmos. Este incremento para el algoritmo I y D no es mayor al 25% en ninguna densidad estudiada. De igual manera podemos observar como el algoritmo D mantiene el mayor porcentaje de incremento de distancia en densidades de 0.15, 0.20 y 0.25.

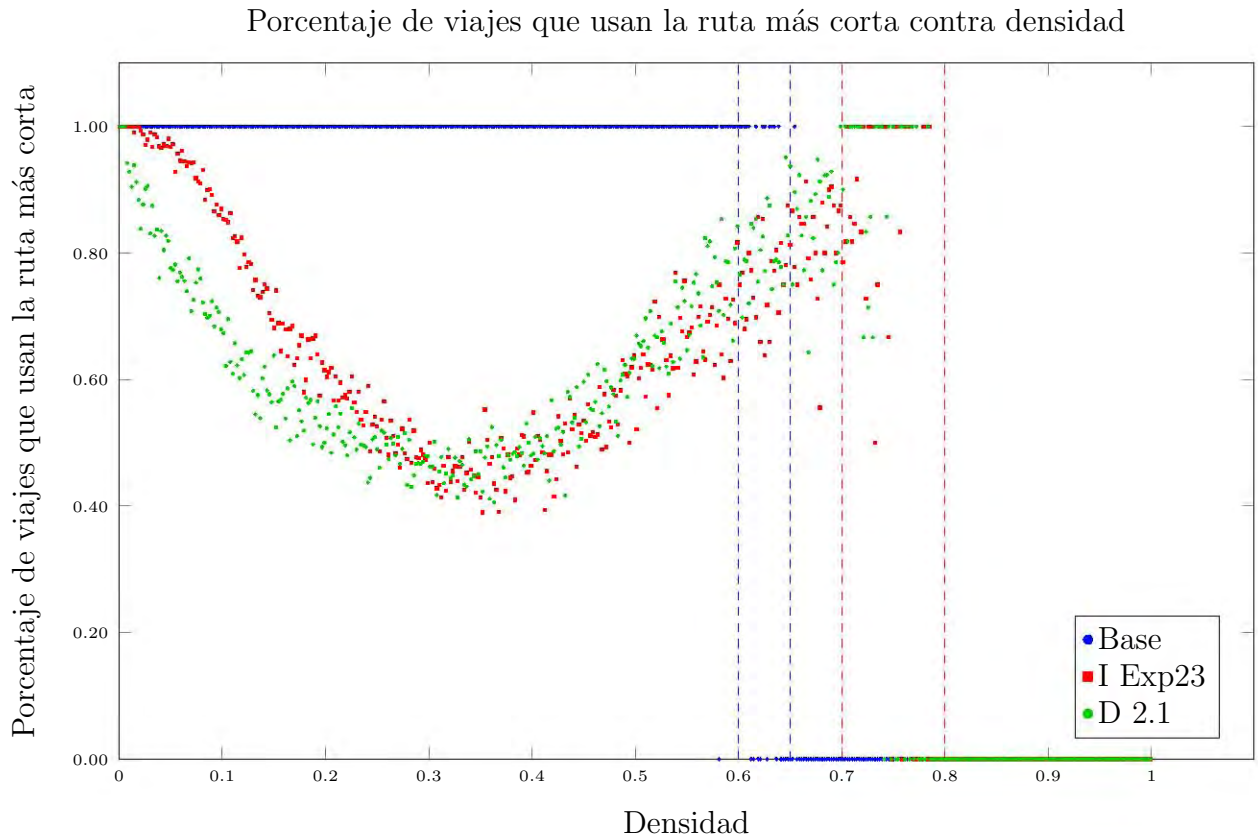


Figura 9.2: Recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada. Con densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 2. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.

Por otro lado, la tabla 9.4 muestra los porcentajes de incremento respecto al tiempo. En realidad los valores negativos en esta tabla representan un porcentaje de decremento en el tiempo. Es posible notar como el tiempo para todos los algoritmos, no tiene valores de incremento o decremento mayores al 20 %, por lo tanto, no es posible considerar diferencias muy significativas (100 % de incremento por ejemplo) en el tiempo.

Tabla 9.1: Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23, II-C, I-A, II-A, D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el número de viajes.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541	586	631	676	721	766	811	856
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601	0.651	0.701	0.751	0.801	0.851	0.901	0.951
I Exp23	-2.4	0.1	2.8	6.2	21.4	70.0	139.0	188.2	213.8	231.3	282.6	531.1	-	-	-	-	-	-	-	-
II-C	1.2	-0.1	2.4	1.6	6.7	28.5	79.3	116.8	138.5	128.3	139.7	207.9	-	-	-	-	-	-	-	-
I-A	-3.6	0.7	4.2	2.4	11.0	42.0	97.1	130.0	155.4	170.9	199.5	360.3	-	-	-	-	-	-	-	-
II-A	-1.2	-2.5	-12.0	-24.8	-31.3	-30.1	-27.6	-28.8	-5.7	10.4	41.6	140.4	-	-	-	-	-	-	-	-
D 2.1	-2.4	-6.0	0.6	7.8	26.5	73.6	147.7	203.8	241.9	258.6	327.8	607.5	-	-	-	-	-	-	-	-

Tabla 9.2: Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el flujo.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541	586	631	676	721	766	811	856
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601	0.651	0.701	0.751	0.801	0.851	0.901	0.951
I Exp23	-1	1.5	12.6	37.6	69.9	108.8	162.5	211.2	258.9	276.3	301	332.8	375.4	396.3	423.9	436.4	423.9	463.1	441.1	273.8
D 2.1	0.6	3.9	22.5	52.2	83.7	121.5	173.7	221.7	267.9	281.9	303	325.5	356.9	359.8	367.1	358.5	322.6	303.7	178.4	26.6

Tabla 9.3: Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para la distancia media del recorrido.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541	586	631	676	721	766	811	856
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601	0.651	0.701	0.751	0.801	0.851	0.901	0.951
I Exp23	-1	1.3	5.9	15.5	17.6	17	18.1	18.8	17.7	17.7	15.3	14.5	-	-	-	-	-	-	-	-
D 2.1	0	8.8	16.1	24.3	23.3	20.5	18.1	18.9	17.5	17.1	14.4	14.2	-	-	-	-	-	-	-	-

Tabla 9.4: Porcentaje de incremento de los algoritmos I Exp23 y D 2.1 con respecto al algoritmo Base para el tiempo promedio de recorrido.

Vehículos	1	46	91	136	181	226	271	316	361	406	451	496	541	586	631	676	721	766	811	856
Densidades	0.001	0.051	0.101	0.151	0.201	0.251	0.301	0.351	0.401	0.451	0.501	0.551	0.601	0.651	0.701	0.751	0.801	0.851	0.901	0.951
I Exp23	0.2	0.2	2.2	6.2	10.8	6.5	-2.3	-4.6	-5.1	-6	1.6	9	-	-	-	-	-	-	-	-
D 2.1	-0.8	-5.5	0.3	7.8	12.5	7.5	0	-2.1	-2.4	-3.3	3.6	8.5	-	-	-	-	-	-	-	-

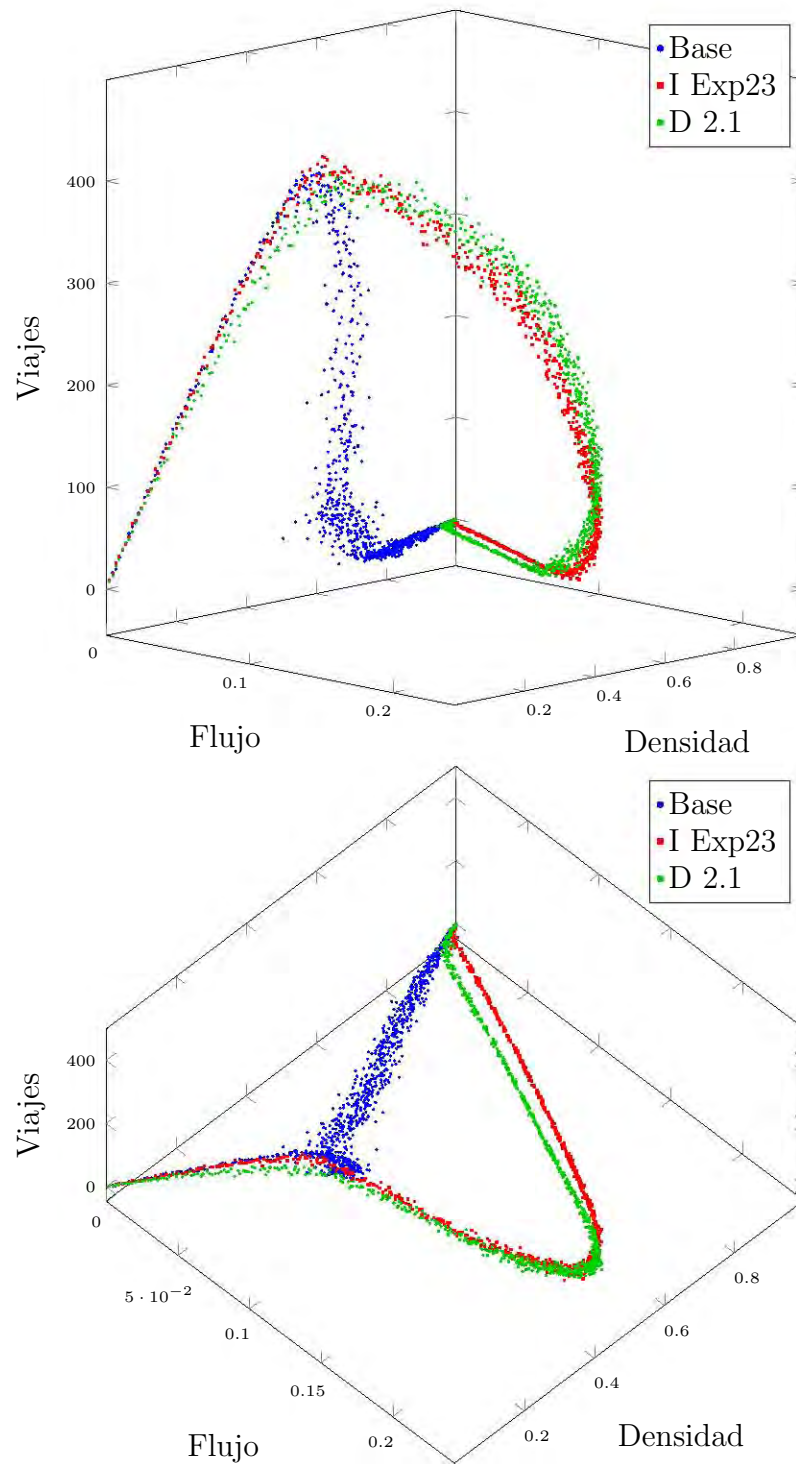


Figura 9.3: Viajes realizados contra densidad y flujo. Base representa los resultados del algoritmo Base, Exp23 representa los resultados del algoritmo I con parámetros de $P_{inc}=2$ y $P_{dec}=3$ y D 2.1 representa los resultados del algoritmo D con $\alpha=2.1$.

Por otra parte, es posible determinar la existencia de un patrón o comportamiento entre las variables flujo, densidad y viajes realizados, este comportamiento puede ser observado en la gráfica de la figura 9.3 para el algoritmo I, D y Base.

En dicha gráfica se observa una tendencia muy parecida entre el algoritmo Base y el algoritmo I en el incremento del flujo y número de viajes realizados en función de la densidad, esto hasta densidades muy cercanas a 0.10. Luego de densidades superiores a 0.10 se observa cómo el algoritmo Base comienza a tener menor flujo y menor número viajes en función del incremento de la densidad. Esto se puede deber a los bloqueos (*gridlocks*) formados a causa de la falta de mecanismos de coordinación en el sistema.

Para el algoritmo I se puede observar un flujo mayor con respecto al algoritmo Base en densidades mayores a 0.10, esto trae consigo que el número de viajes que se pueden realizar también incremente, tal y como se puede observar en la figura 9.3.

El algoritmo D con respecto al algoritmo I, muestra una tendencia a lograr una menor cantidad de viajes y un mayor flujo en densidades entre 0 y 0.13. Por otro lado en densidades entre 0.13 y 0.53 muestra mayor flujo y mayor cantidad de viajes. Después de densidades mayores a 0.53 el flujo es mayor, sin embargo el número de viajes se mantiene muy parecido a los del algoritmo I.

El comportamiento del algoritmo D se puede explicar en base a la naturaleza de su función de penalización, la cual hace que se desvíen vehículos de sus rutas incluso en densidades muy pequeñas, esto resulta indeseable ya que no se explota en su totalidad las rutas más cortas. Esto también se puede observar en la gráfica de la figura 9.2, donde el porcentaje de vehículos usando la ruta más corta del algoritmo D es menor en contraste con el algoritmo I para densidades menores a 0.10. Todo lo contrario para el algoritmo I donde la sensibilidad de la función de penalización realiza cambios insignificantes hasta densidades cercanas a 0.10, tal y como se puede observar en la figura 9.3.

Finalmente, uno de los aspectos más importantes a resaltar en las gráficas de la figura 9.3 es que el máximo nivel de flujo no trae consigo el máximo nivel de viajes, y el máximo nivel de viajes no trae consigo el máximo nivel de flujo.

Por otro lado, con respecto a los algoritmos que no funcionaron; se cree que el algoritmo II no funcionó como se esperaba ya que la saturación de una calle, por ejemplo una que va de derecha a izquierda, puede ser interpretada como la saturación de la calle que corre de abajo hacia arriba. El uso de la información de una calle colindante para este caso resultó brindar información que sólo confundía al mecanismo en la toma de su decisión.

Por otra parte, los mecanismos adaptativos implementados en función de las velocidades

de los vehículos, la feromona máxima y la velocidad máxima del modelo, resultaron obtener valores inferiores a los mecanismos sin adaptación. Esto se puede deber a que la función 6.5 establecida para el decremento, marca pequeños cambios en la cantidad de feromona a retirar, es decir, los cambios son tan sutiles que no logran tener un gran impacto sobre la red.

En otras palabras, cuando tenemos velocidad de 0, la feromona que se quita es 1, cuando la velocidad es 1 entonces el decremento es de 0.90 unidades, cuando la velocidad es 2 el decremento es de 0.83, y cuando es 3 el decremento es de 0.76. Las diferencias entre estos números resulta tan pequeña que el sistema no puede utilizar la feromona como una guía.

Capítulo 10

Conclusiones

En este trabajo se presenta un modelo de autómatas celulares que permite la simulación de tráfico vehicular, en tales simulaciones fue posible analizar la implementación de diferentes mecanismos de ruteo autoorganizantes y adaptativos inspirados principalmente por el algoritmo de hormigas. En este proyecto se implementan y evalúan los algoritmos propuestos junto con otro encontrado en la literatura. Mediante el análisis del número de viajes realizados fue posible determinar el porcentaje de mejora de los algoritmos dinámicos con respecto a un algoritmo estático (Base).

También, en este trabajo se demuestra y expone mediante simulaciones que una propuesta descentralizada y autoorganizada inspirada en un algoritmo bioinspirado sí trae consigo mejoras en el número de viajes que son posibles de realizar en determinado tiempo, incrementando a su vez el flujo de la red, esto en condiciones de tráfico congestionado.

Algunas de las conclusiones más relevantes de este trabajo, son resumidas y listadas a continuación:

- El algoritmo estático sin un ruteo dinámico o autoorganizante, expresa un comportamiento típico del flujo, el cual puede ser observado mediante el diagrama fundamental.
- El algoritmo I mantiene mejoras del número de viajes mayores al 200 % en densidades de 0.40, 0.45, 0.5 y 0.55 con respecto al algoritmo Base.
- El algoritmo I mantiene mejoras en el flujo de hasta el 400 % en densidades mayores a 0.15 con respecto al algoritmo Base.
- Para densidades mayores a 0.80 ya no es posible realizar ningún viaje con ningún algoritmo, esto debido a los bloqueos que pueden surgir entre las calles (*gridlocks*).

- El algoritmo D al igual que el algoritmo I muestra mejoras del número de viajes mayores al 200 %, sin embargo es posible notar que este algoritmo tiende a desviar más vehículos de su ruta más corta en densidades menores a 0.30. Esto trae como consecuencia que se realice una distancia media del recorrido mayor que con el algoritmo I.
- El algoritmo D muestra para densidades entre 0 y 0.20 tener mayor distancia media del recorrido y mayor velocidad con respecto a los demás algoritmos, sin mostrar una mejora muy significativa en el tiempo del recorrido. Esto nos puede indicar entonces que, este algoritmo para las densidades ya mencionadas puede llevarnos a tener mayor uso de los recursos del vehículo.
- Los algoritmos I y D muestran una tendencia a tener una mayor distancia de recorrido con respecto al algoritmo Base. Sin embargo de acuerdo a su diagrama fundamental de cada uno, las velocidades que mantienen son altas, lo cual hace posible que logren llegar en un tiempo muy cercano al que podrían tener usando el camino más corto.
- Los algoritmos I y D en densidades entre 0.70 y 0.80, la mayoría de las veces comienzan a funcionar como un algoritmo estático, debido a que las densidades son muy altas. Los caminos que tienen como opciones pueden encontrarse igual de saturados por lo tanto todas las opciones tendrían el mismo sesgo.
- Se pueden observar tres transiciones de fase en la distancia media del recorrido; de flujo libre a tráfico congestionado, tráfico congestionado a flujo semibloqueado y de este a flujo bloqueado (*gridlocks*).
- Tanto el algoritmo I y el D demuestran tener una gran mejora en resultados como el flujo y el número de vehículos con respecto al algoritmo Base.
- Debido al uso de información sobre otras vías, el algoritmo II no da buenos resultados en comparación con el algoritmo I y D, debido a que la información colectada de vehículos que pasan hacia otras calles confunde más al mecanismo.
- Los mecanismos adaptativos propuestos aquí resultaron deficientes para esta tarea, debido a que los cambios son muy sutiles en el decremento de la feromona según la velocidad de los vehículos.

- Para densidades de flujo libre utilizar la ruta más corta puede resultar una buena opción, sin embargo para densidades de tráfico congestionado, la implementación de un algoritmo como el I o el D, pueden ayudar en gran medida a incrementar viajes y flujo.
- Se encontró para estos algoritmos y el modelo usado que, el máximo nivel de flujo no trae consigo el máximo nivel de viajes y el máximo nivel de viajes no trae consigo el máximo nivel de flujo.
- La feromona actúa como memoria una especie de memoria volátil, que da información resumida de el estado de la calle en cierto periodo de tiempo.
- Con los algoritmos I y D el cambio de fase de flujo libre a tráfico congestionado ocurre en densidades mayores que en el algoritmo Base.

En este proyecto se exponen los resultados más relevantes obtenidos de diferentes experimentos que exploran diferentes algoritmos bajo un mismo escenario. Como trabajos futuros se propone llevar a cabo un análisis estadístico más profundo de los algoritmos en diferentes escenarios, variando el tamaño de las calles y la topología de la red, para analizar si existe alguna relación entre tales variables y las configuraciones de parámetros de los algoritmos.

En trabajos futuros también resultaría interesante, llevar a cabo un análisis con diferentes velocidades máximas y diferentes modelos de tráfico vehicular, así como la utilización de un mundo cerrado. Además, se podría hacer uso de algún simulador donde un escenario real pueda ser simulado y estudiado.

Bibliografia

- [Biham et al., 1992] Biham, O., Middleton, A. A., and Levine, D. (1992). Self-organization and a dynamical transition in traffic-flow models. *Physical Review A*, 46(10):R6124–R6127.
- [Bottoml, 2000] Bottoml, J. A. (2000). Consistent anticipatory route guidance.
- [Dallmeyer et al., 2014] Dallmeyer, J., Schumann, R., Lattner, A. D., and Timm, I. J. (2014). Don't go with the ant flow: Ant-inspired traffic routing in urban environments. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 19(1):78–88.
- [Dorigo et al., 1996] Dorigo, M., Maniezzo, V., and Coloni, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1):29–41.
- [Dorigo and Stützle, 2010] Dorigo, M. and Stützle, T. (2010). Ant colony optimization: Overview and recent advances. In *Handbook of Metaheuristics*, pages 227–263. Springer US.
- [Ferreira et al., 2010] Ferreira, M., Fernandes, R., Conceição, H., Viriyasitavat, W., and Tonguz, O. K. (2010). Self-organized traffic control. In *Proceedings of the seventh ACM international workshop on VehiculAr InterNETworking - VANET 10*. ACM Press.
- [Gardner, 1970] Gardner, M. (1970). Mathematical games. *Scientific American*, 223(4):120–123.
- [Gershenson and Rosenblueth, 2011] Gershenson, C. and Rosenblueth, D. A. (2011). Self-organizing traffic lights at multiple-street intersections. *Complexity*, 17(4):23–39.
- [Greenshields et al., 1934] Greenshields, B. D., Thompson, J. T., Dickinson, H. C., and Swinton, R. S. (1934). The photographic method of studying traffic behavior. *Proceedings of the Thirteenth Annual Meeting of the Highway Research Board Held at Washington, D.C.*, 13:382–399.

- [INE, 2012] INE, C. (2012). *Analysis of the Automotive Industry in Mexico*. México. Instituto Nacional de Ecología (National Institute of Ecology) - Centro de Transporte Sostenible (Centre for Sustainable Transport).
- [Jun-Fang et al., 2010] Jun-Fang, Jing-Shi, Xi-Qun-Chen, and Zheng-Qin (2010). A two-dimensional car traffic model with dynamic route choices between residence and workplace. *International Journal of Modern Physics C*, 21(02):221–237.
- [Kerner, 2009] Kerner, B. S. (2009). *Introduction to Modern Traffic Flow Theory and Control*. Springer Berlin Heidelberg.
- [Knight, 1924] Knight, F. H. (1924). Some fallacies in the interpretation of social cost. *The Quarterly Journal of Economics*, 38(4):582.
- [Kponyo et al., 2016a] Kponyo, J., Nwizege, K., Opare, K., Ahmed, A.-R., Hamdoun, H., L.O.Akazua, Alshehri, S., and Frank, H. (2016a). A distributed intelligent traffic system using ant colony optimization: A NetLogo modeling approach. In *2016 International Conference on Systems Informatics, Modelling and Simulation (SIMS)*. IEEE.
- [Kponyo et al., 2016b] Kponyo, J., Nwizege, K., Opare, K., Ahmed, A.-R., Hamdoun, H., L.O.Akazua, Alshehri, S., and Frank, H. (2016b). A distributed intelligent traffic system using ant colony optimization: A NetLogo modeling approach. In *2016 International Conference on Systems Informatics, Modelling and Simulation (SIMS)*. IEEE.
- [Liebig and Sotzny, 2017] Liebig, T. and Sotzny, M. (2017). On avoiding traffic jams with dynamic self-organizing trip planning.
- [Lighthill and Whitham, 1955] Lighthill, M. J. and Whitham, G. B. (1955). On kinematic waves. II. a theory of traffic flow on long crowded roads. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 229(1178):317–345.
- [Medina Ramírez, 2012] Medina Ramírez, S. (2012). *La importancia de reducción del uso del automóvil en México. Tendencias de motorización, del uso del automóvil y de sus impactos*. México. Instituto de Políticas para el Transporte y el Desarrollo.
- [Mitchell, 2011] Mitchell, M. (2011). *Complexity: A Guided Tour*. Oxford University Press.
- [Nagel and Schreckenberg, 1992] Nagel, K. and Schreckenberg, M. (1992). A cellular automaton model for freeway traffic. *Journal de Physique I*, 2(12):2221–2229.

- [Neumann, 1966] Neumann, J. V. (1966). *Theory of Self-Reproducing Automata*. University of Illinois Press, Champaign, IL, USA.
- [Perez Leon, 2017] Perez Leon, M. A. (2017). Modelado de tráfico vehicular. Tesis de maestría.
- [Scellato et al., 2010] Scellato, S., Fortuna, L., Frasca, M., Gómez-Gardeñes, J., and Latora, V. (2010). Traffic optimization in transport networks based on local routing. *The European Physical Journal B*, 73(2):303–308.
- [Schmitt and Jula, 2006] Schmitt, E. and Jula, H. (2006). Vehicle route guidance systems: Classification and comparison. In *2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. IEEE.
- [Silver et al., 2016] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., and Hassabis, D. (2016). Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587):484–489.
- [Takahashi et al., 2012] Takahashi, J., Kanamori, R., and Ito, T. (2012). A preliminary study on anticipatory stigmergy for traffic management. In *2012 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*. IEEE.
- [Tonguz et al., 2009] Tonguz, O., Viriyasitavat, W., and Bai, F. (2009). Modeling urban traffic: A cellular automata approach. *IEEE Communications Magazine*, 47(5):142–150.
- [Tonguz and Viriyasitavat, 2016] Tonguz, O. K. and Viriyasitavat, W. (2016). A self-organizing network approach to priority management at intersections. *IEEE Communications Magazine*, 54(6):119–127.
- [Vepa, 2013] Vepa, R. (2013). *Engineered Biomimicry*. Elsevier.
- [Wilensky, 1999] Wilensky, U. (1999). Netlogo. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.
- [Wilkie et al., 2011] Wilkie, D., van den Berg, J. P., Lin, M. C., and Manocha, D. (2011). Self-aware traffic route planning. pages 1521–1527. AAAI.

- [Wilson and Gibbs, 1901] Wilson, E. and Gibbs, J. (1901). *Vector Analysis: A Text-book for the Use of Students of Mathematics & Physics: Founded Upon the Lectures of J. W. Gibbs*. Yale bicentennial pub. Scribner.
- [Wolfram, 1983] Wolfram, S. (1983). Statistical mechanics of cellular automata. *Rev. Mod. Phys.*, 55(3):601–644.
- [Wolfram, 1984] Wolfram, S. (1984). Universality and complexity in cellular automata. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 10(1-2):1–35.

Apéndice A

Algoritmo I

A.1. Parámetros $P_{inc} = 2$ y $P_{dec} = 3$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.

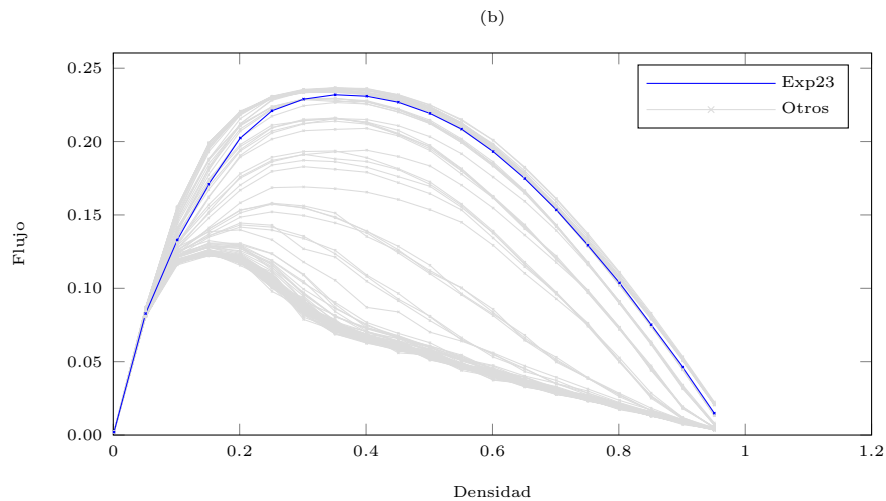


Figura A.1: Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros.

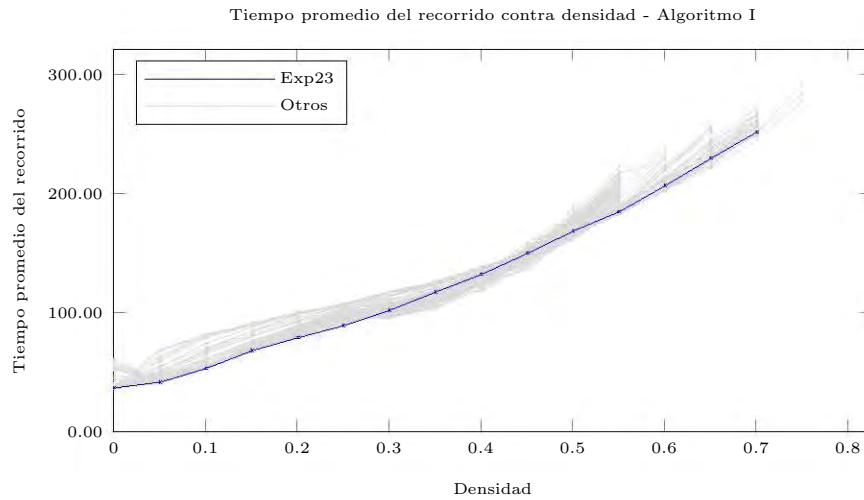


Figura A.2: Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

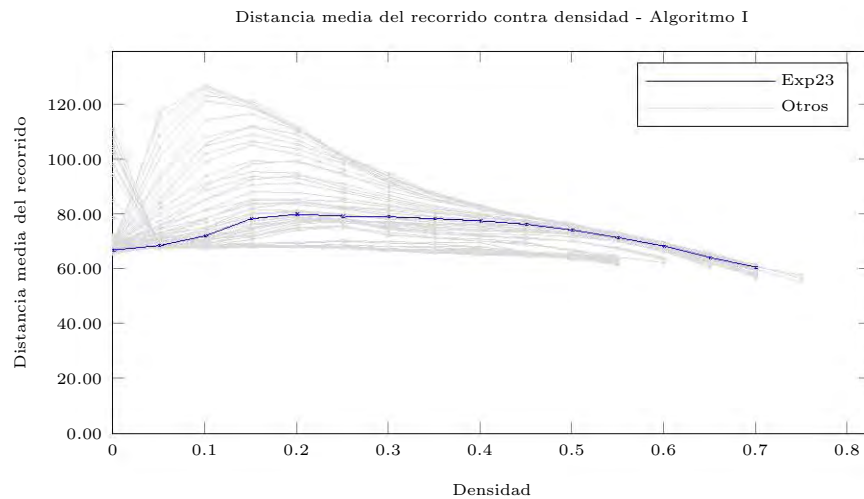


Figura A.3: Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2, P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

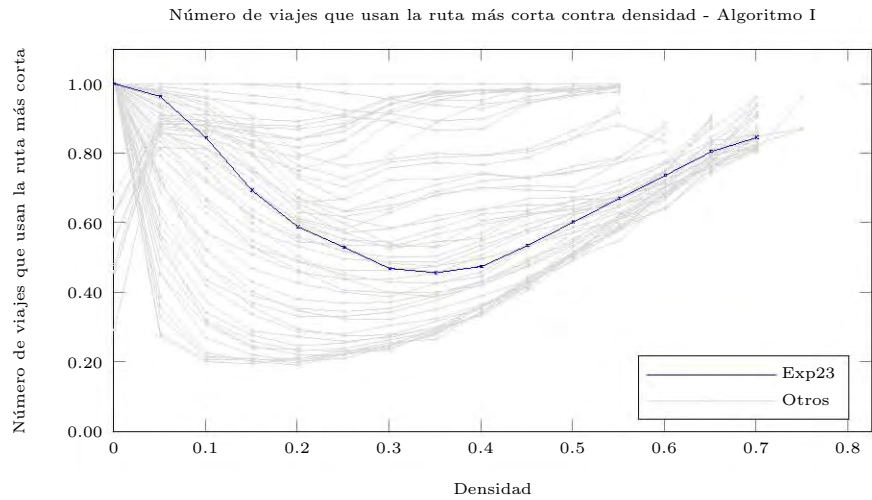


Figura A.4: Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo I obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp23 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 2$, $P_{dec} = 3$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

A.2. Número de viajes y flujo para cada combinación de parámetros en diferentes densidades

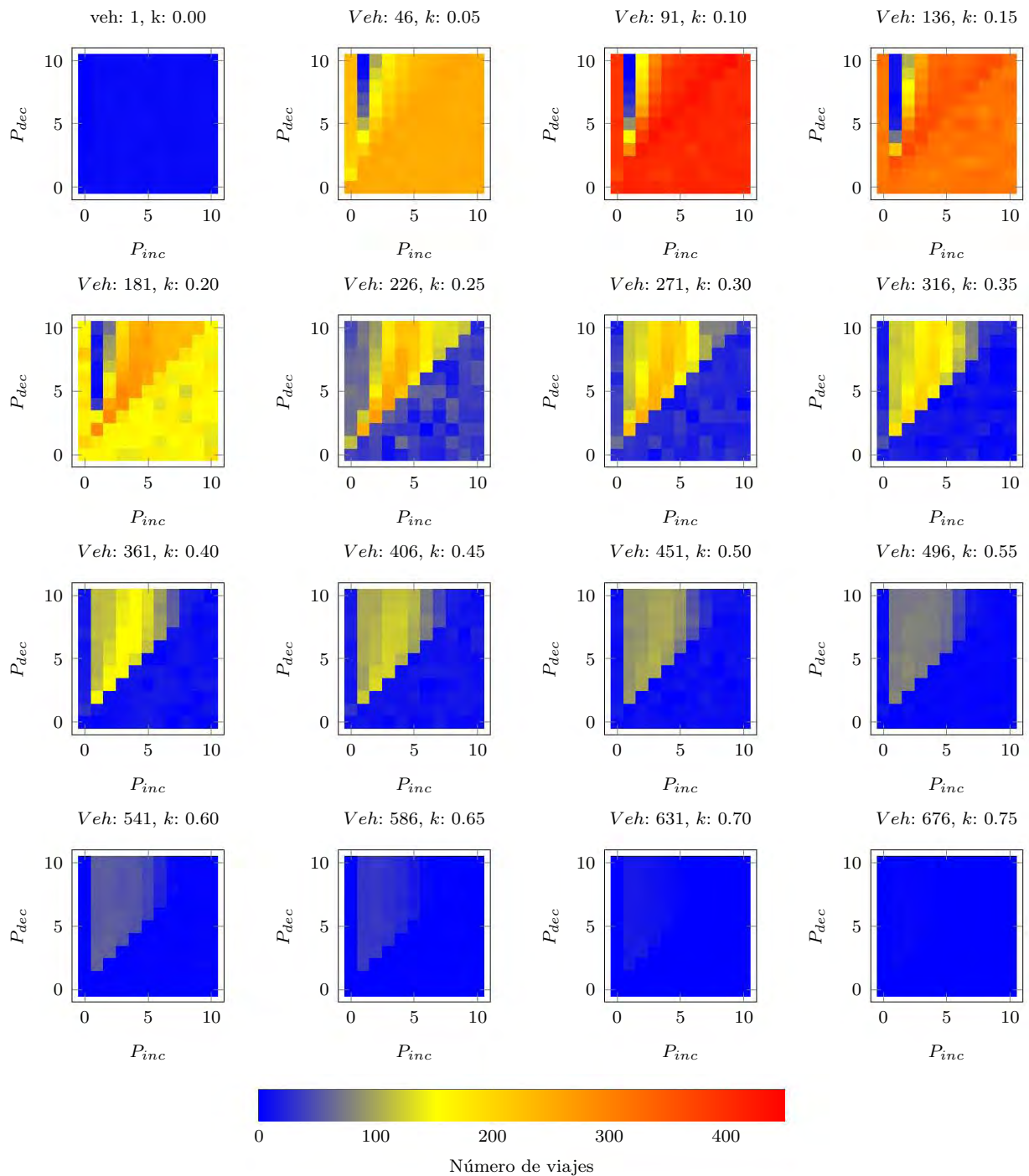


Figura A.5: Mapas de calor para el número de viajes realizados en 350 *ticks* o pasos por los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos.

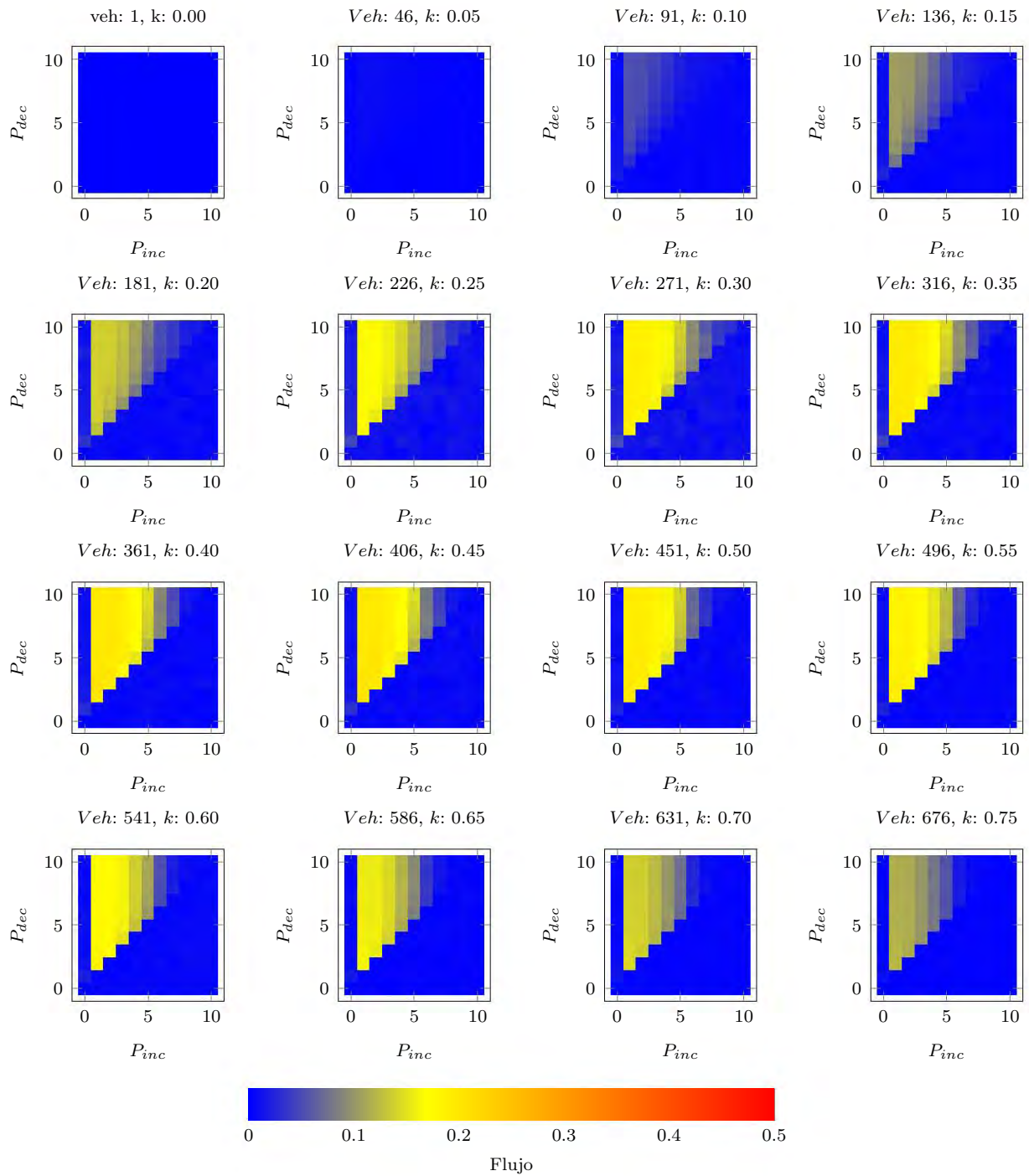


Figura A.6: Mapas de calor para el flujo de los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos.

A.3. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades

Tabla A.1: Algoritmo I - Densidad: 0.05, vehículos: 46

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	9	10	321.4	6.4
2	8	9	321.1	5.5
3	3	4	319.2	7.3
4	4	5	318.9	7.6
5	7	8	318.9	5.5
6	5	6	318.8	8.7
7	4	0	318.8	6.7
8	7	9	318.3	5.6
9	2	3	318.2	7.4
10	9	1	318.1	5.5

Tabla A.2: Algoritmo I - Densidad: 0.10, vehículos: 91

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	9	10	443.1	10.3
2	4	5	438.8	8.2
3	8	9	437.4	11.5
4	6	7	437.0	10.9
5	3	4	436.2	8.9
6	5	6	435.3	11.8
7	6	8	435.2	9.2
8	8	10	435.1	8.9
9	7	9	435.1	8.6
10	7	8	433.2	12.0

Tabla A.3: Algoritmo I - Densidad: 0.15, vehículos: 136

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	3	408.6	13.3
2	3	4	408.1	10.5
3	8	9	407.8	9.7
4	7	8	405.2	13.5
5	4	5	404.9	10.3
6	4	6	404.9	8.7
7	3	5	404.7	12.0
8	9	10	404.1	8.2
9	1	2	404.1	7.8
10	8	10	402.6	11.1

Tabla A.4: Algoritmo I - Densidad: 0.20, vehículos: 181

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	3	5	367.8	9.7
2	2	3	367.4	11.7
3	1	2	366.5	7.6
4	3	4	364.2	8.9
5	4	6	361.8	7.8
6	4	7	359.9	10.0
7	4	5	359.8	9.1
8	5	9	357.7	10.8
9	3	6	355.8	9.8
10	5	7	355.8	6.5

Tabla A.5: Algoritmo I - Densidad: 0.25, vehículos: 226

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	3	334.1	8.4
2	3	4	333.8	8.3
3	3	5	329.9	11.1
4	4	6	325.9	10.0
5	4	7	325.6	7.8
6	4	8	322.7	9.7
7	1	2	320.6	8.6
8	3	6	317.1	8.8
9	2	4	312.9	7.9
10	4	5	310.3	9.5

Tabla A.6: Algoritmo I - Densidad: 0.30, vehículos: 271

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	3	290.6	9.1
2	3	4	289.4	12.3
3	3	5	287.9	10.5
4	4	7	283.6	10.9
5	3	6	280.2	10.5
6	4	8	280.1	7.5
7	4	6	278.1	9.3
8	1	2	274.7	6.1
9	4	9	270.8	10.3
10	2	4	268.1	9.5

Tabla A.7: Algoritmo I - Densidad: 0.35, vehículos: 316

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	3	4	245.6	9.7
2	2	3	244.2	13.0
3	3	5	240.1	9.0
4	4	7	237.9	9.9
5	4	6	235.5	11.7
6	4	8	234.5	12.8
7	4	10	227.9	14.2
8	3	6	227.8	10.6
9	4	9	227.3	13.2
10	1	2	225.8	9.7

Tabla A.8: Algoritmo I - Densidad: 0.40, vehículos: 361

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	3	5	194.7	9.4
2	2	3	191.6	12.2
3	3	4	190.8	11.8
4	4	7	190.1	12.7
5	4	8	189.8	11.1
6	3	6	189.7	9.2
7	4	6	189.0	10.5
8	3	7	186.9	9.2
9	4	9	186.3	11.1
10	4	10	185.3	8.6

Tabla A.9: Algoritmo I - Densidad: 0.45, vehículos: 406

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	3	154.9	11.1
2	3	5	152.2	9.6
3	3	4	152.0	9.3
4	3	6	150.7	9.5
5	4	8	149.9	10.1
6	3	8	148.4	8.3
7	3	7	148.2	10.2
8	2	4	148.1	6.9
9	4	6	147.7	11.1
10	1	2	146.4	9.8

Tabla A.10: Algoritmo I - Densidad: 0.50, vehículos: 451

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	3	5	121.2	8.6
2	3	4	117.8	6.4
3	4	7	117.7	9.8
4	3	6	117.5	6.8
5	3	9	116.8	8.3
6	2	4	116.7	10.6
7	4	9	116.5	6.8
8	4	8	116.2	10.3
9	2	3	115.5	10.9
10	3	7	114.5	9.8

Tabla A.11: Algoritmo I - Densidad: 0.55, vehículos: 496

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	4	88.5	7.5
2	2	5	86.7	6.9
3	1	2	86.2	8.2
4	3	8	85.2	8.7
5	2	7	84.5	7.2
6	2	3	84.2	7.3
7	3	7	83.7	8.5
8	2	8	83.5	7.1
9	3	9	83.1	9.1
10	4	7	83.1	9.8

Tabla A.12: Algoritmo I - Densidad: 0.60, vehículos: 541

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	2	4	60.0	7.7
2	1	3	58.0	7.2
3	1	2	57.5	7.2
4	2	5	57.1	7.3
5	1	10	56.7	7.1
6	2	3	56.5	5.2
7	2	6	56.4	6.2
8	1	8	55.8	6.8
9	2	9	55.8	7.8
10	1	4	55.5	3.8

Apéndice B

Algoritmo II

B.1. Parámetros $P_{inc} = 6$ y $P_{dec} = 7$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.

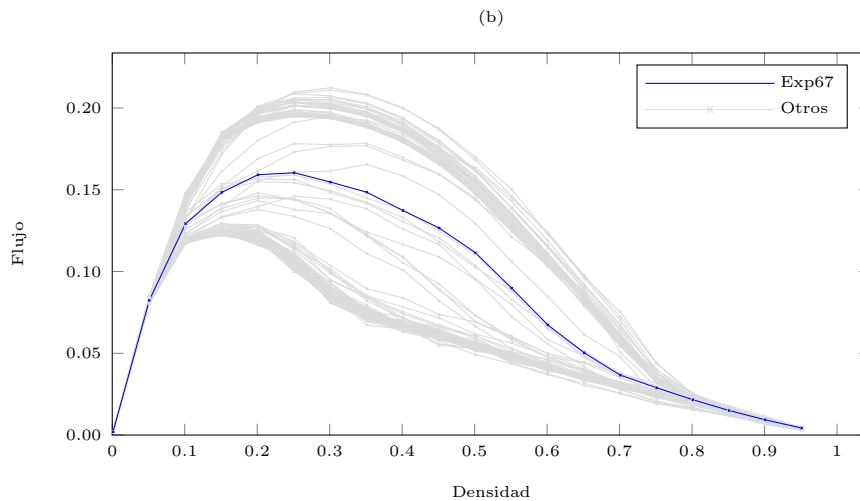


Figura B.1: Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros.

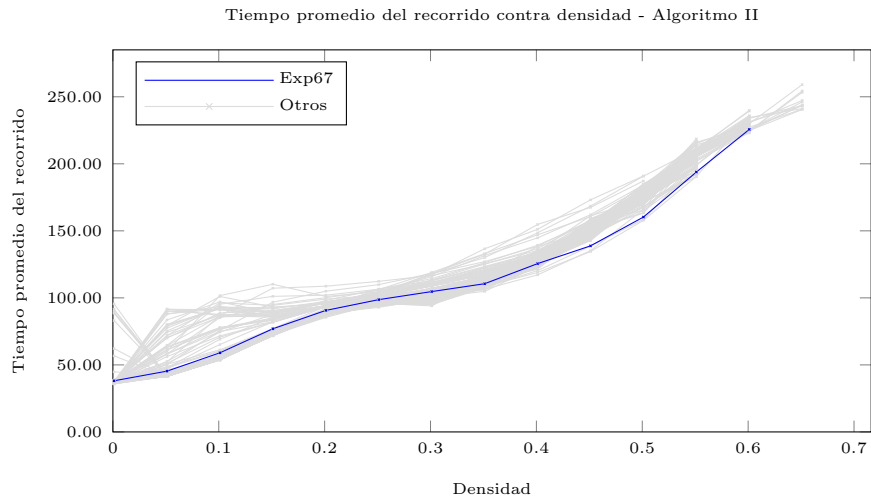


Figura B.2: Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ con densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

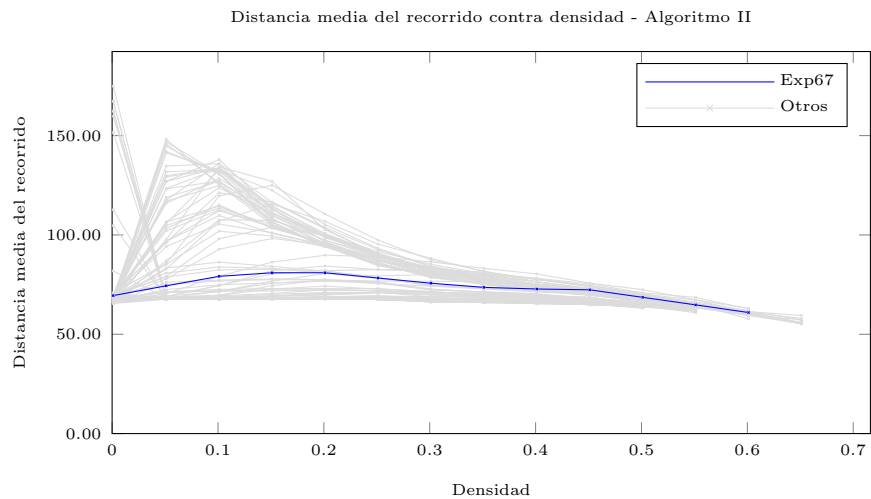


Figura B.3: Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

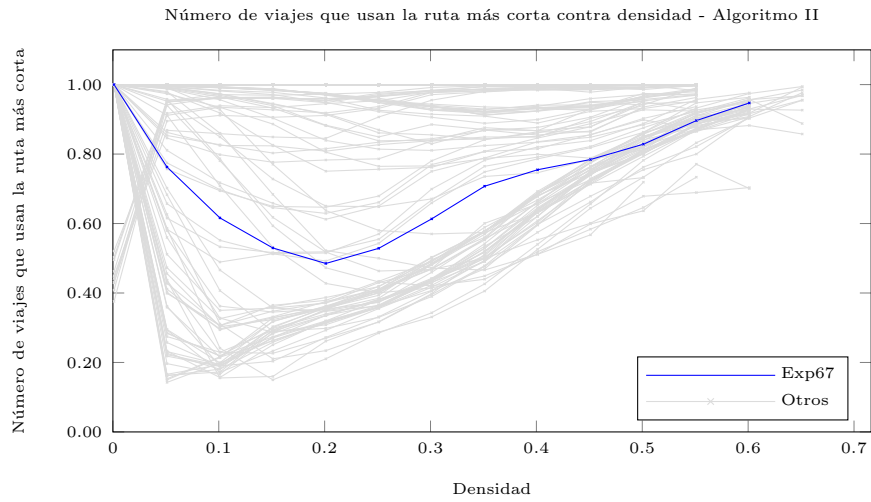


Figura B.4: Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo II obtenidos de la evaluación de los diferentes parámetros $P_{inc} = (0, 1, \dots, 10)$, $P_{dec} = (0, 1, \dots, 10)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica Exp67 que representa los resultados del experimento con los parámetros $P_{inc} = 6$, $P_{dec} = 7$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferentes parámetros. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

B.2. Número de viajes y flujo para cada combinación de parámetros en diferentes densidades

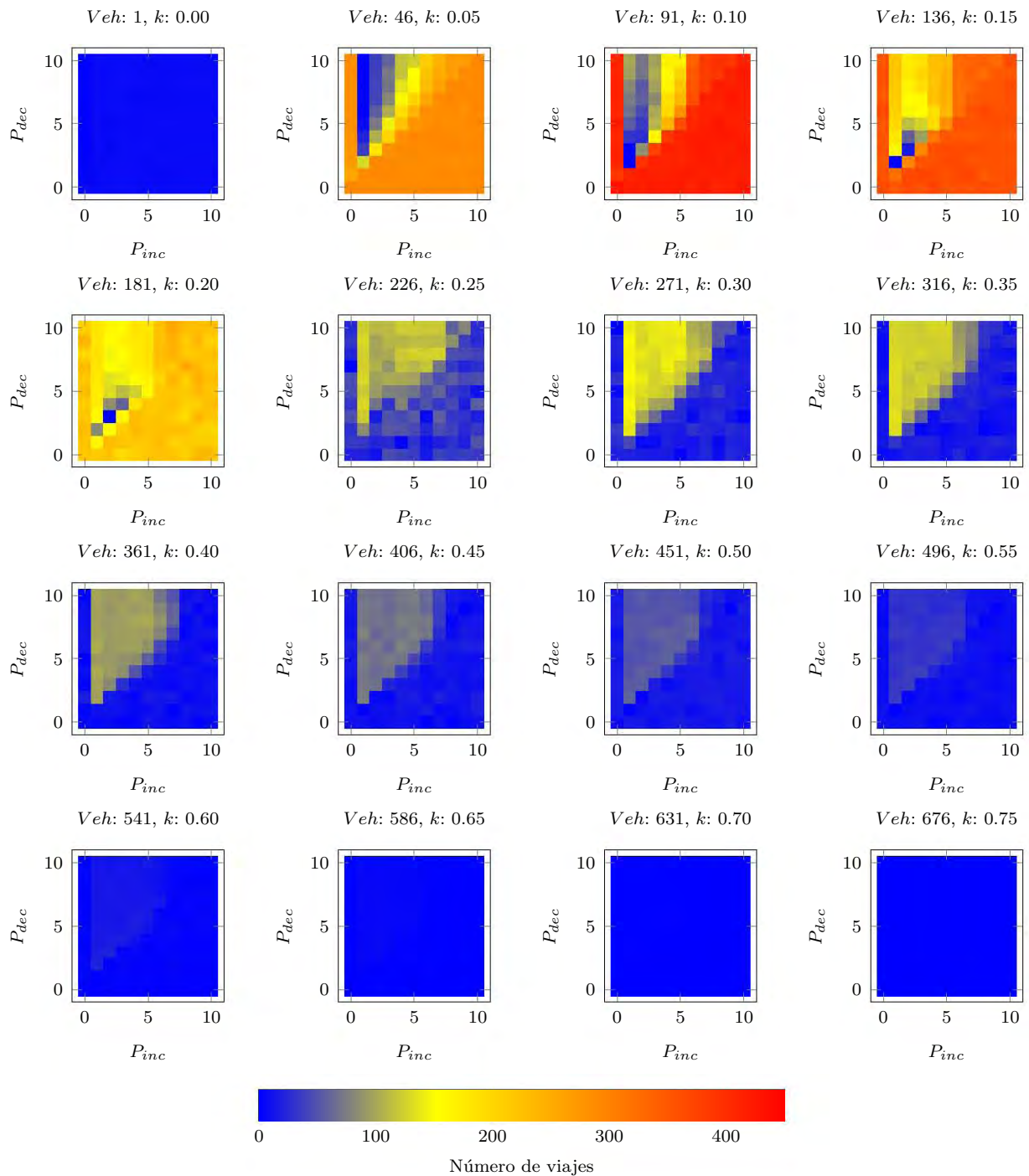


Figura B.5: Mapas de calor para el número de viajes realizados en 350 *ticks* o pasos por los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. *Veh* indica el número de vehículos mientras que *k* indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos.

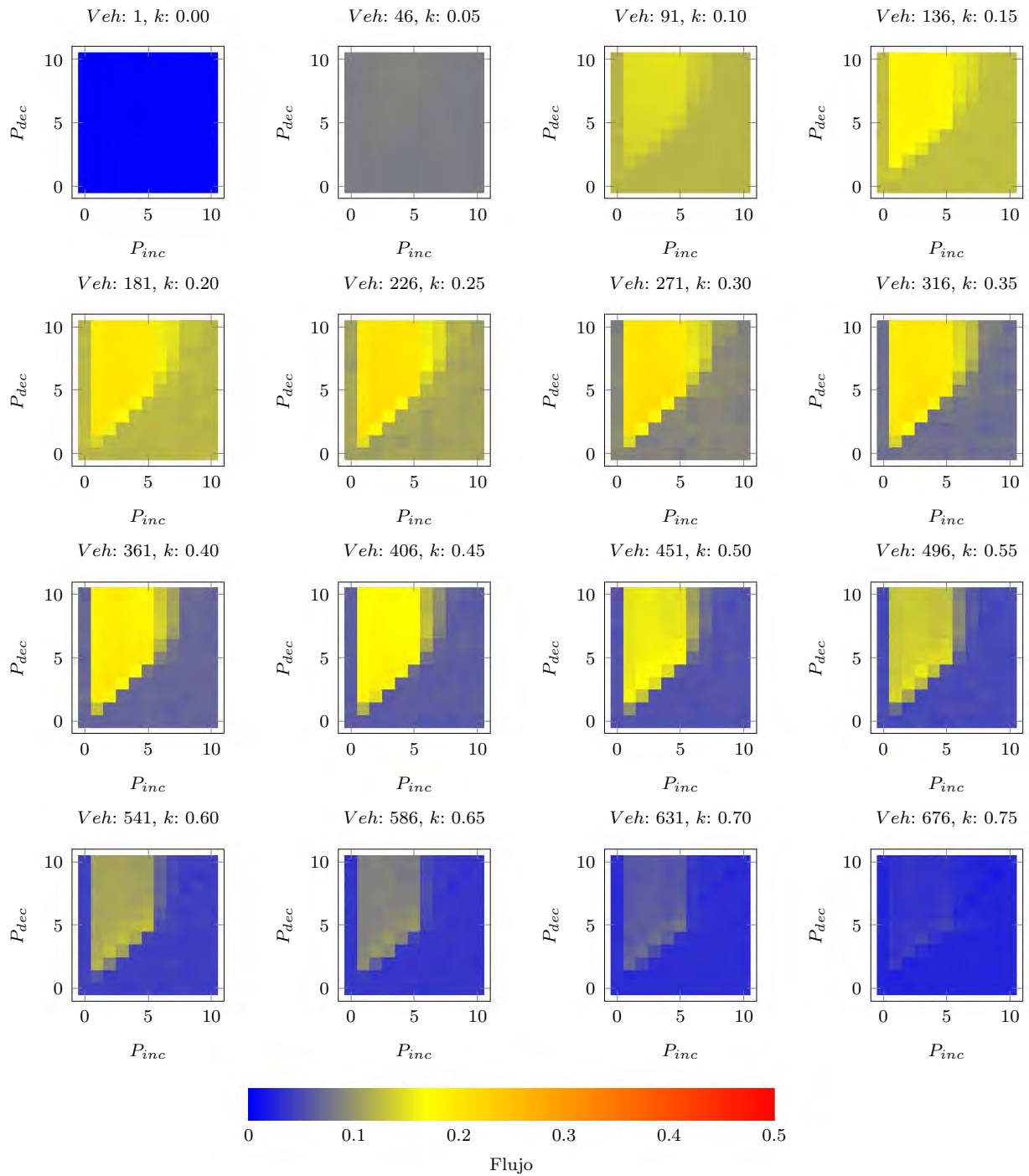


Figura B.6: Mapas de calor para el flujo de los vehículos conforme a los parámetros P_{inc} y P_{dec} para el algoritmo I, con densidades formadas por 46 hasta 676 vehículos en intervalos de 45. Cada resultado en los mapas de calor representa un promedio de 20 experimentos. Veh indica el número de vehículos mientras que k indica la densidad. Las zonas azules representan los valores más pequeños, las zonas naranjas valores intermedios, mientras que las zonas rojas los valores más altos.

B.3. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades

Tabla B.1: Algoritmo II - Densidad: 0.05, vehículos: 46

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	6	0	317.6	6.7
2	7	4	317.6	5.9
3	3	1	317.4	6.0
4	8	3	317.3	6.0
5	7	1	317.1	7.3
6	8	7	316.8	7.7
7	10	1	316.8	5.2
8	8	0	316.8	7.8
9	6	4	316.5	6.9
10	10	6	316.2	7.6

Tabla B.2: Algoritmo II - Densidad: 0.10, vehículos: 91

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	0	0	430.4	13.4
2	8	5	428.9	11.1
3	9	7	427.9	12.4
4	7	2	426.9	10.7
5	10	0	426.7	13.3
6	7	0	426.4	11.8
7	7	4	426.3	16.1
8	5	1	426.1	12.5
9	10	3	426.1	10.6
10	9	4	426.0	11.2

Tabla B.3: Algoritmo II - Densidad: 0.15, vehículos: 136

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	4	0	391.1	14.0
2	3	1	389.3	14.1
3	5	2	388.1	16.4
4	7	1	387.8	16.3
5	4	1	387.4	13.7
6	0	0	387.1	18.1
7	6	2	387.1	16.3
8	6	1	387.1	17.6
9	8	6	387.0	18.3
10	8	0	386.9	18.9

Tabla B.4: Algoritmo II - Densidad: 0.20, vehículos: 181

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	7	10	322.7	13.2
2	8	7	322.0	20.6
3	9	6	317.5	25.2
4	7	9	316.4	12.4
5	7	8	314.6	13.9
6	9	0	313.4	23.4
7	0	9	312.9	26.7
8	7	6	312.9	20.0
9	9	9	312.2	13.3
10	9	3	311.5	24.5

Tabla B.5: Algoritmo II - Densidad: 0.25, vehículos: 226

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	9	252.7	11.4
2	1	4	252.6	17.7
3	1	6	252.1	11.9
4	7	8	250.9	20.4
5	1	7	250.7	13.8
6	5	8	250.5	14.9
7	1	8	250.2	21.9
8	6	8	249.7	13.6
9	5	10	249.0	11.4
10	4	10	248.8	13.8

Tabla B.6: Algoritmo II - Densidad: 0.30, vehículos: 271

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	4	218.0	10.3
2	1	6	217.8	12.2
3	1	9	217.6	17.5
4	1	7	216.9	16.1
5	1	8	215.2	9.8
6	4	7	213.9	12.4
7	1	3	213.7	11.6
8	5	8	213.4	13.4
9	5	10	212.8	15.1
10	1	5	212.4	12.3

Tabla B.7: Algoritmo II - Densidad: 0.35, vehículos: 316

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	3	183.8	10.4
2	1	2	181.7	13.3
3	1	7	181.5	10.8
4	1	6	180.8	13.7
5	1	5	180.8	13.0
6	1	4	179.6	10.9
7	1	8	179.1	13.9
8	5	10	178.2	14.7
9	4	10	178.0	13.7
10	3	8	177.2	13.4

Tabla B.8: Algoritmo II - Densidad: 0.40, vehículos: 361

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	6	145.6	10.4
2	1	4	144.0	6.5
3	5	8	142.8	12.6
4	4	8	142.0	7.7
5	1	7	141.8	10.5
6	1	3	141.6	9.1
7	4	10	141.6	10.3
8	1	10	141.2	7.4
9	1	9	140.2	8.8
10	1	8	139.8	11.6

Tabla B.9: Algoritmo II - Densidad: 0.45, vehículos: 406

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	7	106.8	7.2
2	4	6	106.0	8.3
3	5	7	104.8	7.1
4	4	8	104.8	9.9
5	1	2	104.2	7.7
6	5	10	103.8	8.2
7	1	5	103.5	11.7
8	5	8	103.5	8.5
9	3	5	102.6	8.7
10	5	9	102.5	9.5

Tabla B.10: Algoritmo II - Densidad: 0.50, vehículos: 451

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	2	72.4	8.3
2	6	8	72.2	8.7
3	4	5	72.0	7.0
4	4	6	71.8	8.2
5	6	7	71.7	12.8
6	4	7	71.5	11.0
7	3	7	71.3	11.7
8	5	6	70.8	8.0
9	2	4	70.7	11.6
10	2	3	68.5	9.8

Tabla B.11: Algoritmo II - Densidad: 0.55, vehículos: 496

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	3	4	41.1	6.1
2	5	6	40.7	9.3
3	2	4	40.5	7.6
4	4	5	40.5	8.1
5	2	3	39.9	6.5
6	1	7	38.2	9.5
7	1	3	38.0	7.4
8	1	2	37.8	9.7
9	2	5	37.7	4.8
10	4	7	37.3	10.3

Tabla B.12: Algoritmo II - Densidad: 0.60, vehículos: 541

no	P_{inc}	P_{dec}	viajes	std
1	1	2	19.4	7.3
2	2	3	19.4	6.3
3	4	5	18.4	5.3
4	3	4	18.4	3.9
5	2	4	17.4	5.9
6	4	6	17.2	4.4
7	1	3	16.4	6.1
8	2	8	15.8	4.3
9	5	6	15.8	5.4
10	3	7	14.8	5.6

Apéndice C

Algoritmo D

C.1. Parámetro $\alpha = 2.1$ contra otras configuraciones de parámetros para diferentes resultados.

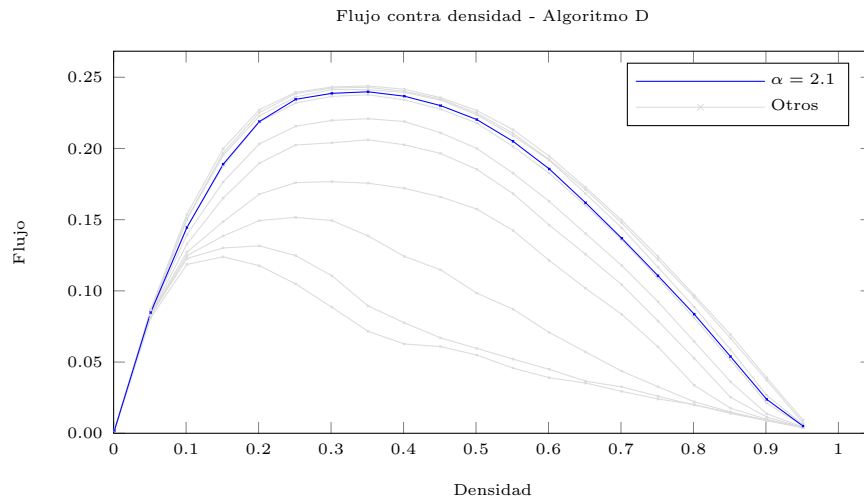


Figura C.1: Resultados del flujo contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ por densidades formadas por densidades desde 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro.

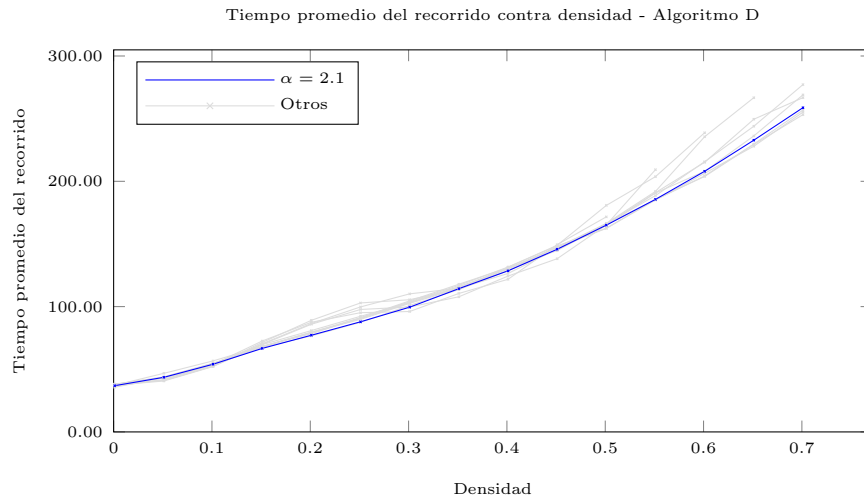


Figura C.2: Resultados del tiempo promedio del recorrido contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

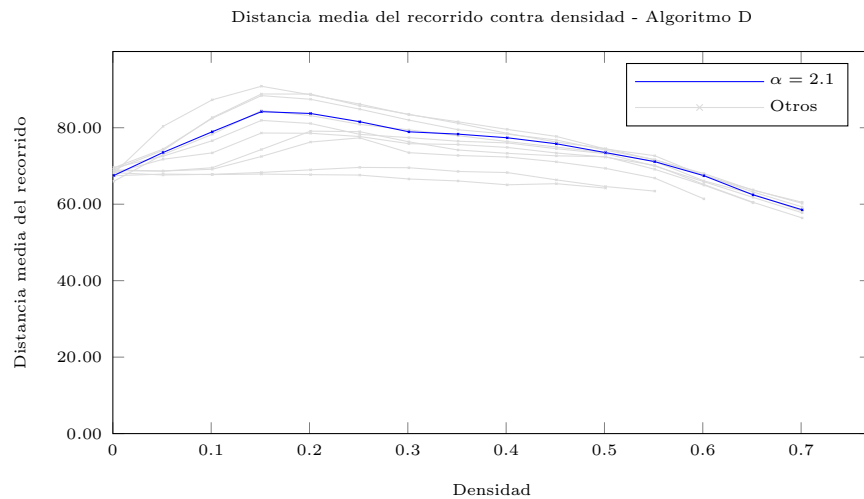


Figura C.3: Resultados de la distancia media del recorrido contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

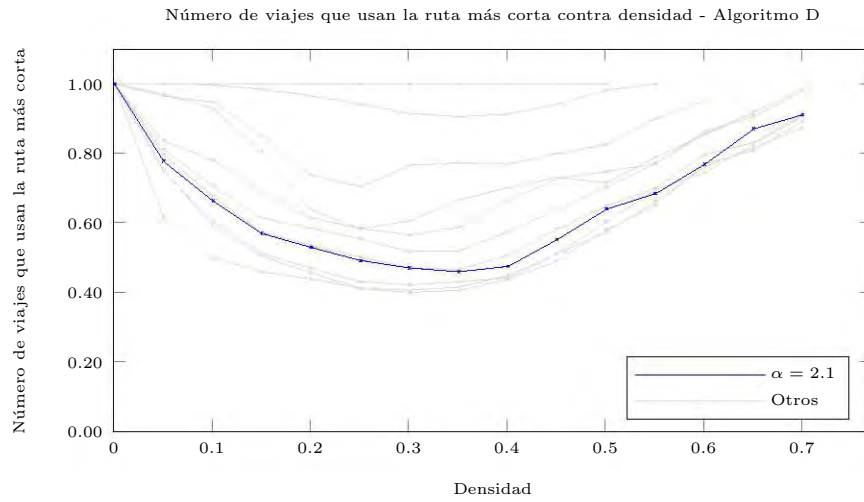


Figura C.4: Resultados del número de viajes que usan la ruta más corta contra la densidad para el algoritmo D obtenidos de la evaluación del parámetro $\alpha = (0, 0.3, \dots, 3.0)$ para densidades formadas por 1 hasta 856 vehículos en intervalos de 45. Los resultados por densidad son obtenidos del promedio de 20 experimentos. Se resalta en azul la gráfica $\alpha = 2.1$ que representa los resultados del experimento con el parámetro $\alpha = 2.1$ y otras que muestra los resultados de los demás experimentos con diferente parámetro. Las densidades donde no se realizaron viajes no fueron consideradas.

C.2. Mejores 10 configuraciones de parámetros conforme número de viajes en diferentes densidades

Tabla C.1: Algoritmo D - Densidad: 0.05, vehículos: 46

no	α	viajes	std
1	0.3	323.4	8.6
2	0.6	320.0	5.8
3	0.9	319.8	3.6
4	0.0	314.7	7.2
5	1.2	303.9	7.0
6	1.5	301.5	7.4
7	1.8	300.9	6.6
8	2.1	298.9	8.6
9	2.7	297.2	9.5
10	2.4	295.2	7.3

Tabla C.2: Algoritmo D - Densidad: 0.10, vehículos: 91

no	α	viajes	std
1	0.9	445.6	11.4
2	0.3	443.5	11.9
3	0.6	443.0	9.5
4	1.8	430.3	11.4
5	1.2	429.1	8.8
6	1.5	426.0	9.1
7	0.0	425.5	14.6
8	2.1	422.9	10.6
9	2.4	418.5	11.3
10	2.7	416.5	8.7

Tabla C.3: Algoritmo D - Densidad: 0.15, vehículos: 136

no	α	viajes	std
1	1.8	415.4	9.7
2	2.1	414.9	9.4
3	1.5	410.3	9.6
4	1.2	409.8	9.1
5	0.9	409.3	8.5
6	0.3	405.2	9.6
7	3.0	405.1	15.6
8	0.6	401.5	9.6
9	2.4	401.2	9.2
10	2.7	401.0	9.4

Tabla C.4: Algoritmo D - Densidad: 0.20, vehículos: 181

no	α	viajes	std
1	2.1	382.6	9.0
2	1.8	377.6	11.5
3	1.5	373.5	9.1
4	3.0	372.6	11.6
5	1.2	371.9	10.2
6	2.4	364.7	8.2
7	2.7	364.0	7.8
8	0.9	356.1	10.6
9	0.3	348.4	17.1
10	0.6	344.1	12.1

Tabla C.5: Algoritmo D - Densidad: 0.25, vehículos: 226

no	α	viajes	std
1	1.8	345.7	9.4
2	2.1	341.2	8.9
3	1.5	340.4	9.3
4	1.2	338.9	9.9
5	2.4	329.9	11.1
6	3.0	323.7	11.4
7	2.7	318.0	8.9
8	0.9	302.0	10.9
9	0.6	271.7	14.4
10	0.3	261.4	23.1

Tabla C.6: Algoritmo D - Densidad: 0.30, vehículos: 271

no	α	viajes	std
1	1.8	304.4	6.4
2	2.1	301.1	13.0
3	1.5	293.5	9.5
4	2.4	291.1	8.8
5	1.2	284.5	11.1
6	2.7	282.1	8.6
7	3.0	279.0	9.2
8	0.9	237.8	14.7
9	0.6	204.9	18.0
10	0.3	162.4	22.0

Tabla C.7: Algoritmo D - Densidad: 0.35, vehículos: 316

no	α	viajes	std
1	1.8	259.8	8.7
2	2.1	257.5	9.3
3	1.5	250.8	11.1
4	2.4	250.1	8.7
5	2.7	246.6	8.6
6	1.2	239.0	12.8
7	3.0	236.1	8.2
8	0.9	191.2	13.0
9	0.6	152.5	20.5
10	0.3	104.7	16.7

Tabla C.8: Algoritmo D - Densidad: 0.40, vehículos: 361

no	α	viajes	std
1	2.4	212.0	9.4
2	1.8	211.6	11.0
3	2.1	208.8	9.1
4	2.7	204.4	8.7
5	1.5	203.0	12.7
6	3.0	195.6	9.7
7	1.2	184.7	11.0
8	0.9	157.5	9.3
9	0.6	119.0	14.1
10	0.3	81.1	14.7

Tabla C.9: Algoritmo D - Densidad: 0.45, vehículos: 406

no	α	viajes	std
1	2.7	167.7	10.4
2	2.1	167.6	8.0
3	2.4	167.4	7.2
4	1.8	165.8	8.9
5	3.0	155.2	11.2
6	1.5	152.8	11.2
7	1.2	139.9	10.0
8	0.9	126.2	7.5
9	0.6	97.3	12.3
10	0.3	51.8	9.7

Tabla C.10: Algoritmo D - Densidad: 0.50, vehículos: 451

no	α	viajes	std
1	2.1	129.2	10.4
2	2.4	128.6	10.6
3	2.7	128.5	9.9
4	1.8	127.2	8.9
5	3.0	124.7	8.2
6	1.5	120.8	9.7
7	1.2	110.9	10.6
8	0.9	92.2	8.9
9	0.6	62.5	14.6
10	0.3	33.2	9.9

Tabla C.11: Algoritmo D - Densidad: 0.55, vehículos: 496

no	α	viajes	std
1	2.1	94.4	10.2
2	2.7	94.2	11.0
3	3.0	91.8	8.6
4	2.4	91.3	9.0
5	1.8	86.8	8.2
6	1.5	81.2	8.9
7	1.2	77.1	8.2
8	0.9	63.2	6.4
9	0.6	39.7	11.4
10	0.3	17.8	9.8

Tabla C.12: Algoritmo D - Densidad: 0.60, vehículos: 541

no	α	viajes	std
1	2.7	61.8	5.7
2	2.4	61.3	6.8
3	3.0	59.8	6.6
4	2.1	58.3	8.0
5	1.8	55.8	6.8
6	1.5	47.2	8.1
7	1.2	43.1	7.9
8	0.9	32.2	5.7
9	0.6	13.1	6.4
10	0.3	4.8	4.2

Apéndice D

Resultados de todos los algoritmos

Viajes realizados contra densidad para todos los algoritmos

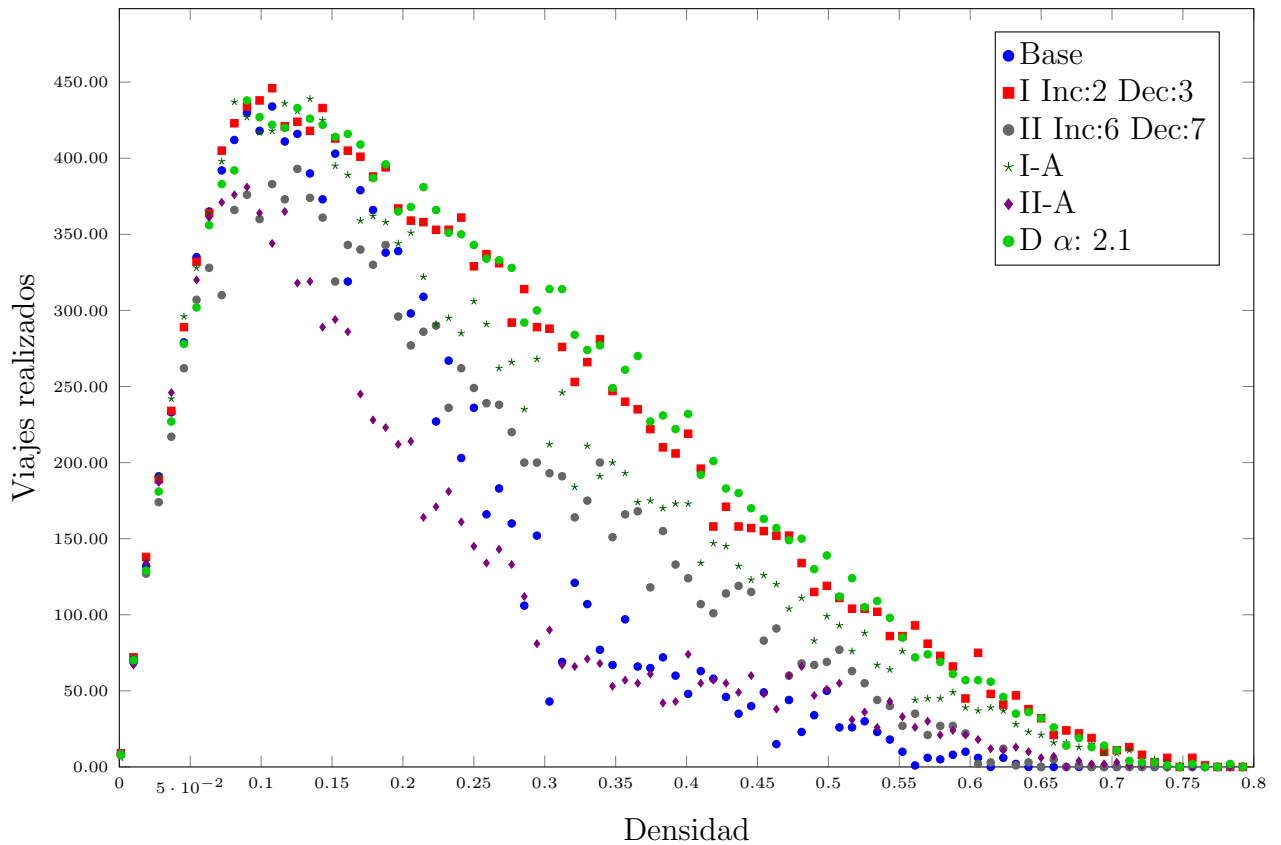


Figura D.1: Número de viajes realizados durante 350 *ticks*, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos.

Flujo contra densidad para todos los algoritmos

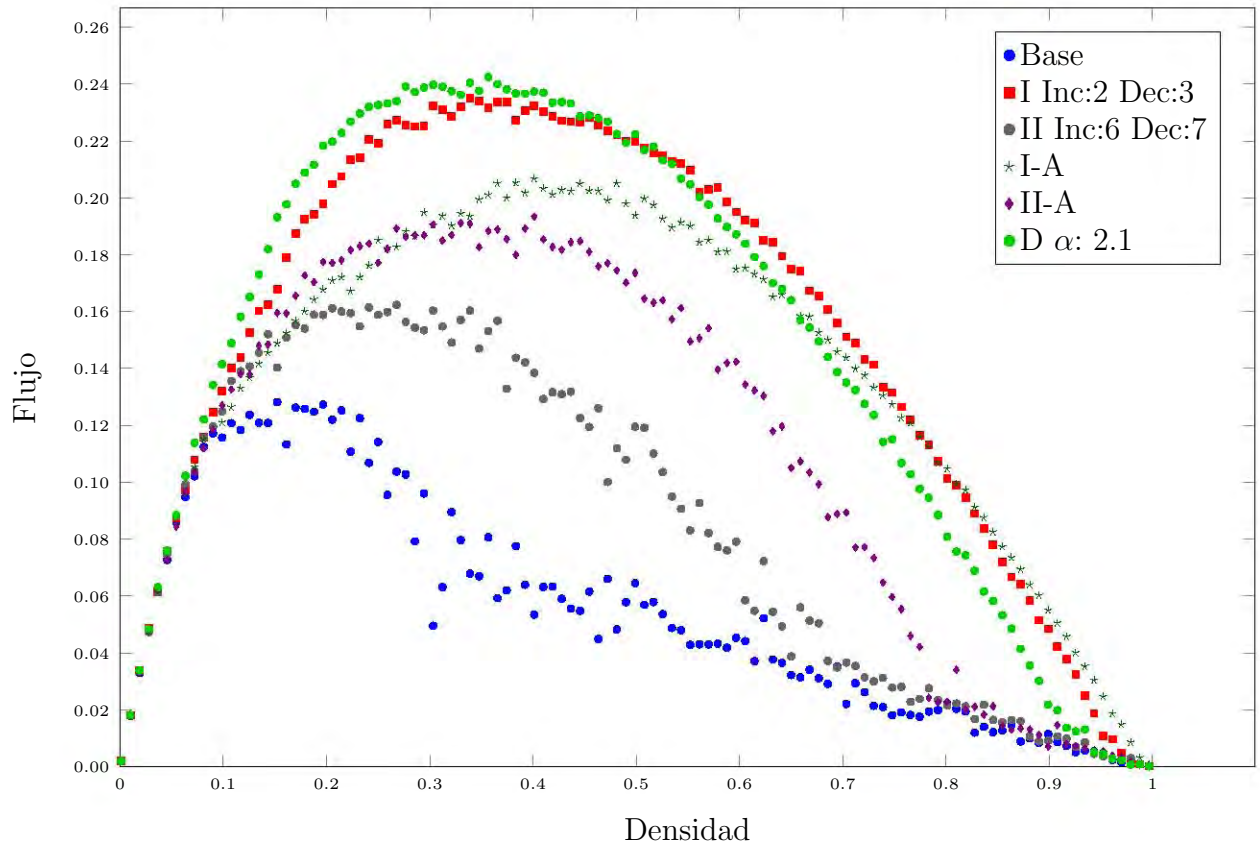


Figura D.2: Flujo promedio de los recorridos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.2.

Distancia media del recorrido contra densidad para todos los algoritmos

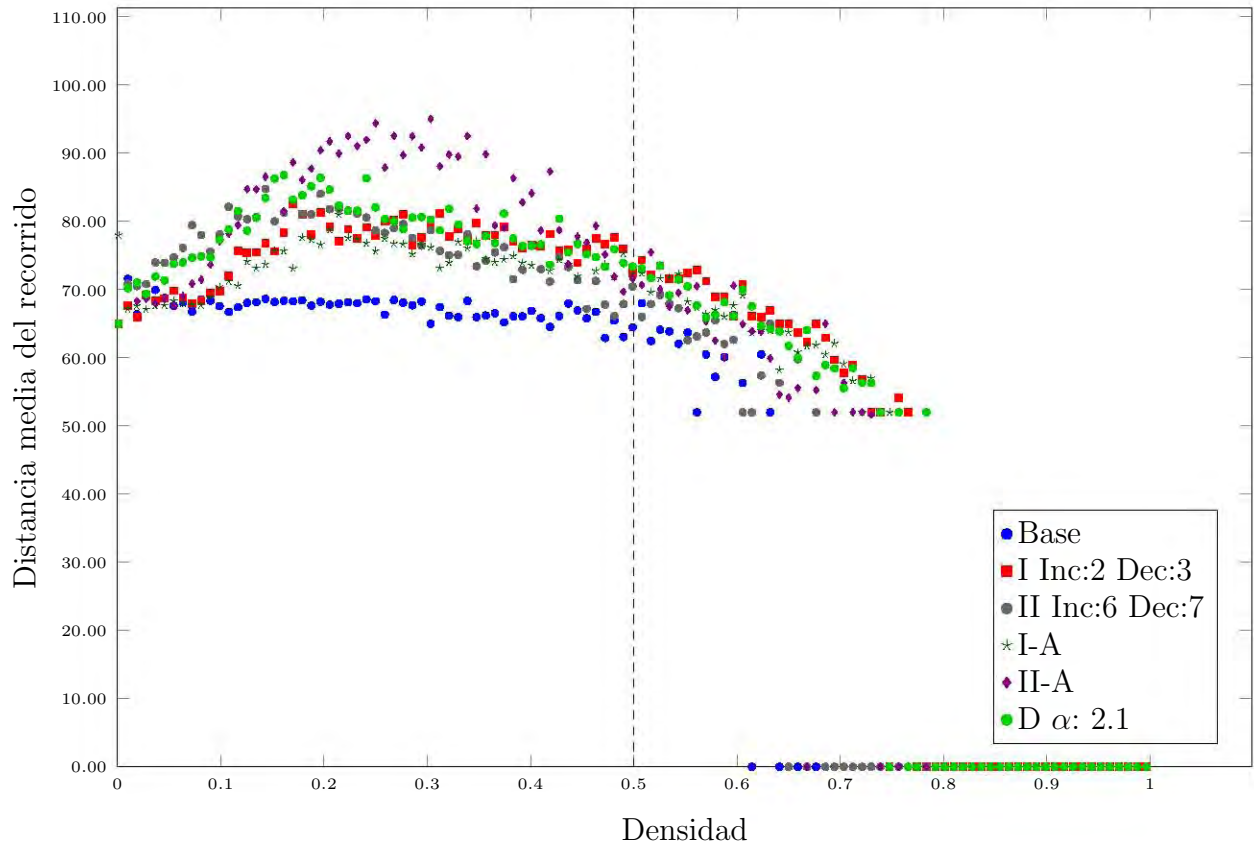


Figura D.3: Distancia media de los recorridos completados durante 350 pasos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.7.

Tiempo promedio del recorrido contra densidad para todos los algoritmos

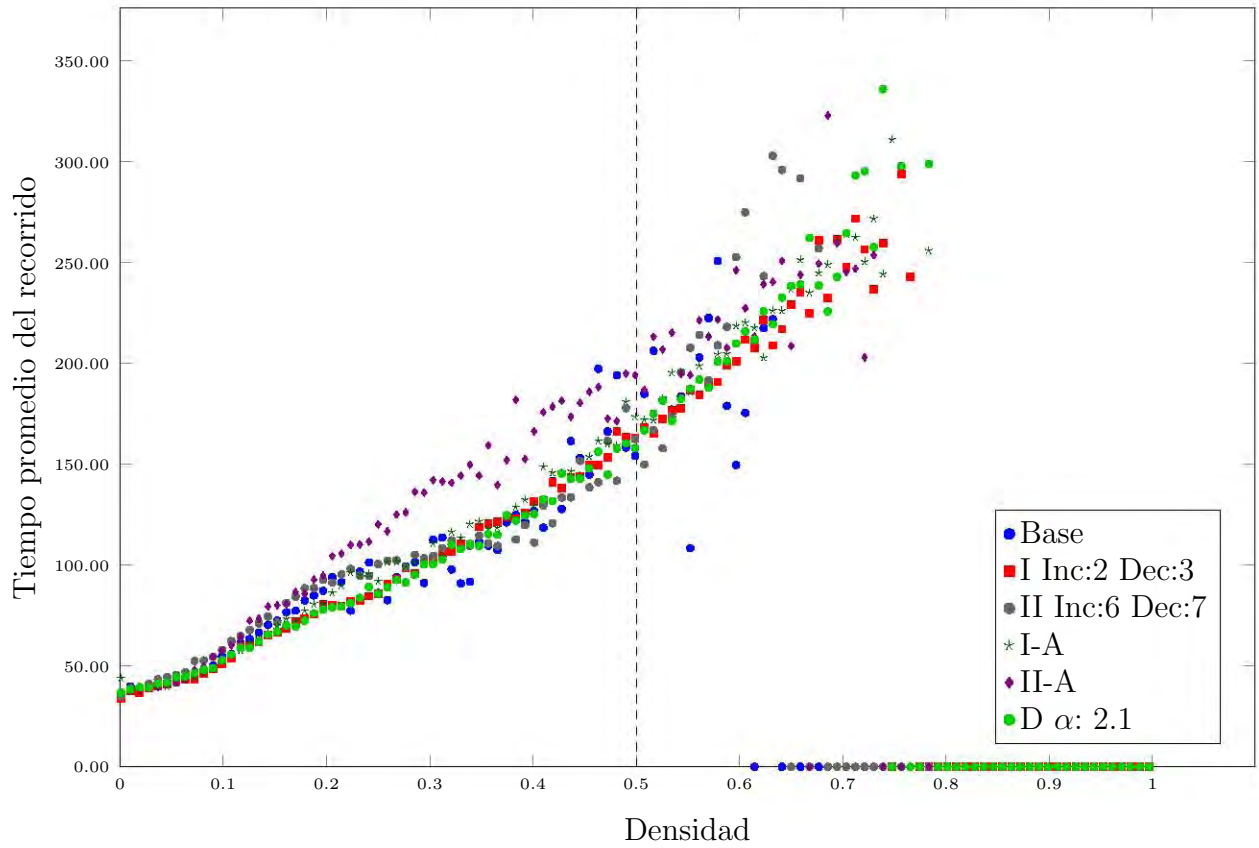


Figura D.4: Tiempo promedio de los recorridos completados durante 350 pasos, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.9.

Porcentaje de viajes que usan la ruta más corta contra densidad para todos los algoritmos

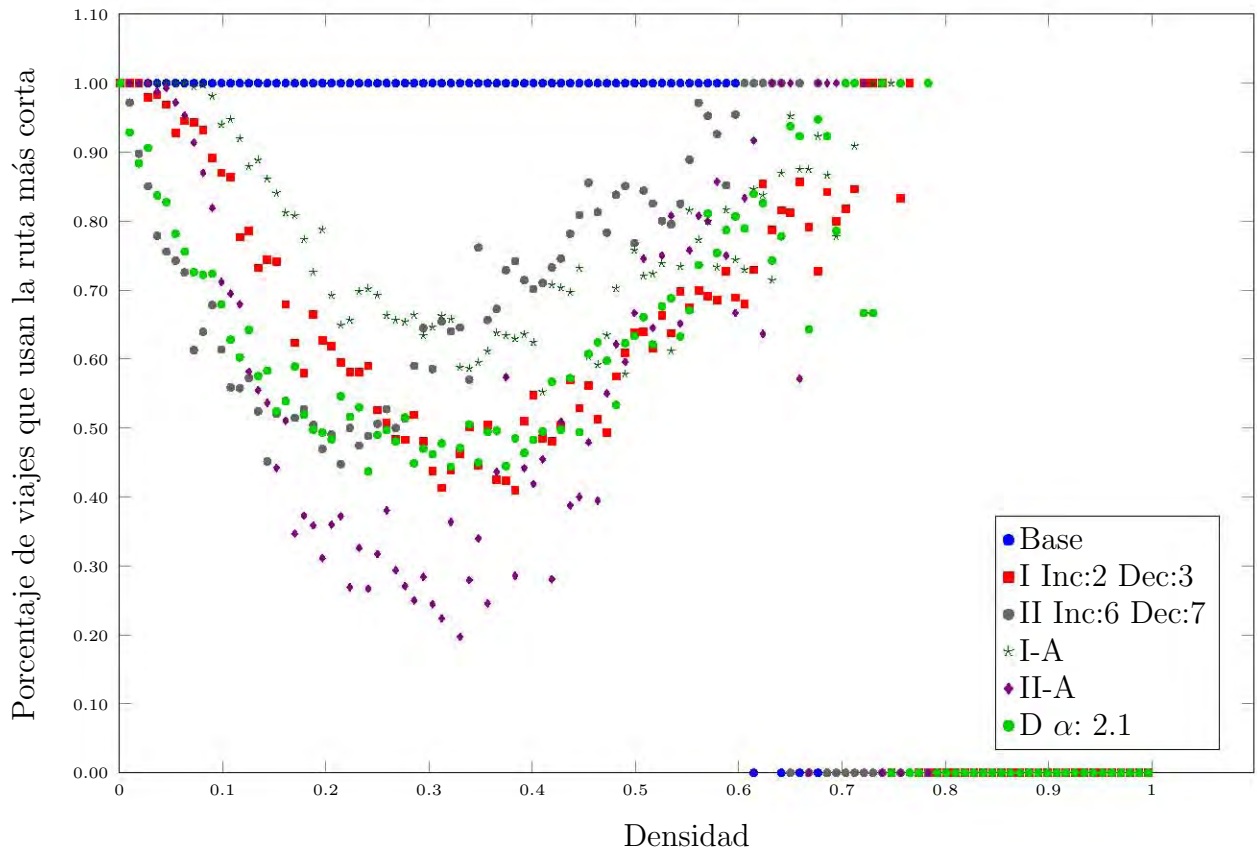


Figura D.5: Recorridos promedio con los cuales la ruta más corta fue tomada, con 1 hasta 899 vehículos en intervalos de 8. La gráfica muestra los resultados de todos los algoritmos. Este dato para cada densidad en la gráfica se obtiene mediante la ecuación 7.11.