

Optimización evolutiva del tráfico urbano y las emisiones vehiculares

Evolutionary optimization of urban traffic and vehicular emissions

Matias Péres¹, German Ruiz¹, Sergio Nesmachnow¹, and Carolina Olivera²,

¹Facultad de Ingeniería, Universidad de la República, Julio Herrera y Reissig 565, C.P. 11300,

Montevideo, Uruguay

²CONICET, Universidad Nacional de la Patagonia Austral, Ruta N° 3 Acceso Norte, C.P. 9011, Caleta Olivia, Argentina

PALABRAS CLAVE:

Tráfico, programación de semáforos, simulación, emisiones vehiculares, algoritmos evolutivos.

RESUMEN

En las últimas décadas, el tráfico vehicular se ha convertido en la principal fuente de congestión y de contaminación ambiental en zonas urbanas. Este trabajo estudia el problema de minimizar la reducción de emisiones del tráfico y el tiempo de viaje de los vehículos mediante el algoritmo evolutivo NSGA-II. Un modelo microscópico de simulación es utilizado en el cálculo de la función de aptitud. El análisis experimental realizado sobre una zona de la ciudad de Montevideo (Uruguay) demuestra que los algoritmos evolutivos son capaces de alcanzar resultados de alta eficacia numérica en comparación con la situación actual.

KEYWORDS:

Traffic, Traffic lights Scheduling, simulation, vehicular emissions, evolutionary algorithms.

ABSTRACT

In the last decades, the vehicular traffic has become in the main source of congestion and air pollution in urban areas. In this work, it is study the problem to minimize both air pollution and travel times of vehicles applying NSGA-II evolutionary algorithm. A microscope simulator tool is used to calculate the fitness function. The experimental analysis made on the Montevideo Downtown (Uruguay) demonstrated that evolutionary algorithms are capable to reach high numerical efficacy in comparison with the present area situation.

1 INTRODUCCIÓN

El tráfico vehicular se ha convertido en la principal fuente de contaminación ambiental y congestión en zonas urbanas. Enfoques tradicionales han estudiado el problema de optimización de los ciclos de los semáforos simulando el tráfico con herramientas macroscópicas o analíticas, sin considerar el comportamiento individual del conductor [1]. Recientemente, se han desarrollado aplicaciones para el modelado del tráfico y las emisiones en forma microscópica. Estos modelos han sido acoplados para estimar las emisiones instantáneas de monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO₂) óxidos de nitrógeno (NO_x) y smog (hidrocarburos mal quemados, HC), basadas en las actividades segundo a segundo de vehículos con comportamiento individual [2].

El continuo crecimiento del tráfico y las emisiones vehiculares es preocupante por su impacto en la salud humana y en la calidad del aire, impulsando la demanda de un sistema normativo coherente para gestionar el tráfico, y establecer parámetros para la calidad del aire y las emisiones a nivel urbano a escalas regionales y nacionales [3]. En este trabajo se toma como caso de estudio una zona céntrica representativa de la ciudad de Montevideo, donde expertos afirman que la contaminación en el aire es mayor que en Roma y similar a la de una ciudad china de 8 millones de habitantes [4]. Cabe destacar que Montevideo es además la ciudad con más semáforos por automóvil de toda Latinoamérica.

La gran cantidad de semáforos operativos y la multiplicidad de combinaciones posibles de los mismos hacen que la planificación conjunta sea un problema cada vez más complejo. En este sentido, en este trabajo se propone un modelo multiobjetivo utilizando una versión paralela del algoritmo NSGA-II (non-dominated sorting genetic algorithm) [5] para la planificación de los ciclos de los semáforos, con el objetivo de reducir emisiones vehiculares y mejorar el flujo vehicular minimizando el tiempo global de circulación. La evaluación de los programas de ciclos generados se realiza a través del simulador microscópico de tráfico Simulation of Urban Mobility (SUMO) [6]. Este simulador trabaja a modo de caja negra, tomando como entrada la planificación de los ciclos de los semáforos para una determinada instancia de área urbana y retornando un conjunto de métricas relevantes para la instancia evaluada.

Las principales contribuciones de la investigación reportada en este trabajo incluyen: el desarrollo de

una estrategia confiable para obtener información actualizada de los patrones de viaje en una región, utilizando trazas de GPS; y la integración de un algoritmo evolutivo multiobjetivo con un modelo microscópico de tráfico para minimizar las emisiones vehiculares simultáneamente a la optimización del flujo de tráfico.

El artículo se organiza del modo que se describe a continuación. La Sección 2 introduce el problema de planificación de ciclos de semáforos considerando emisiones vehiculares. El algoritmo evolutivo para resolver el problema se describe en la Sección 3. El análisis experimental de la metodología propuesta sobre un caso de estudio realista de la ciudad de Montevideo se reporta en la Sección 4. Finalmente, las principales conclusiones de la investigación y las líneas de trabajo actual y futuro se comentan en la Sección 5.

2 PLANIFICACIÓN DE CICLOS DE LOS SEMÁFOROS CONSIDERANDO EMISIONES VEHICULARES

En este trabajo se aborda el problema de planificación multiobjetivo de ciclos de los semáforos, considerando las emisiones y las mejoras en el flujo vehicular. El problema de optimización propone encontrar una configuración apropiada de ciclos de semáforos para una infraestructura localizada en una zona urbana, con el fin de reducir las emisiones emitidas por los vehículos que circulan en la zona, al tiempo que se mejoran las condiciones del tráfico. La formulación del problema se presenta a continuación.

2.1 FORMULACIÓN MATEMÁTICA

La formulación matemática del problema de planificación de ciclos de semáforos considerando emisiones vehiculares considera los siguientes elementos:

- Una red dirigida $G(N,A)$ donde N es el conjunto de nodos y A es el conjunto de arcos (links) dirigidos en la red.

- Un conjunto de programas de ciclos de semáforos $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, con $n \leq |N|$. Para cada programa p_i existe un conjunto de estados $E(p_i) = \{e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{i(k_i)}\}$, con $e_{ij} \in E$ asociado y un único nodo $w \in N$ semaforizado tal que p_i es la configuración de los semáforos en w .

- Un conjunto de vehículos $V=\{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ donde cada v_h tiene un tiempo de salida $\llbracket ts \rrbracket_h$, tipo de vehículo $\llbracket tv \rrbracket_h$ y ruta $rh = \{lh_1, lh_2, \dots, lh_{qh}\}$, con $lh_r \in A$ asociados.

-Una función $VD(v,t)$ con $v \in V$ que indica si el vehículo llegó a destino en tiempo de simulación t .

-Una función $ET(c,t)$ que devuelve la cantidad de total de contaminante c emitido al tiempo de simulación t . Una función $TP(v,t)$ con $v \in V$ que devuelve la cantidad de tiempo perdido por el vehículo como consecuencia de ir por debajo de la velocidad ideal.

-Un valor para el tiempo total de simulación t_{SIM} .

El problema consiste en encontrar dos funciones: $f_1: E \rightarrow R$, que para cada estado de luces e_{ij} devuelve su duración d_{ij} y $f_2: P \rightarrow R$, que para cada programa p_i devuelve el tiempo de inicio del programa o_i (pueden existir restricciones de duración); de forma tal de minimizar la emisión $ET(c, t_{SIM})$ para todos los contaminantes considerados, maximizar la cantidad de vehículos que llega a destino al finalizar la simulación $\{v \in V \mid VD(v, t_{SIM})\}$ y minimizar el tiempo global perdido por ir debajo de la velocidad ideal para aquellos vehículos que llegaron a destino $\sum_{v \in VD(t_{SIM})} TP(v, t_{SIM})$.

El modelo propuesto considera escenarios de tráfico en los que no ocurren accidentes. Los escenarios están compuestos por una o más intersecciones gobernados por un único programa de ciclo. Los semáforos dentro de una misma intersección se encuentran sincronizados y no permiten configuraciones inviables.

Las configuraciones de semáforos son ingresadas a un microsimulador de tráfico junto con la descripción de la zona en estudio y los viajes de los vehículos para un tiempo de simulación establecido. El simulador devuelve los valores necesarios para el cálculo de las emisiones y métricas para evaluar las condiciones del tráfico durante la simulación.

2.2 TRABAJOS RELACIONADOS

Estudios empíricos han demostrado la relación entre las emisiones de los vehículos y los retrasos causados por las señales de control de tráfico [7,8]. Investigaciones recientes se han enfocado en mejorar los tiempos y la coordinación de intersecciones señalizadas y en evaluar su impacto en las demoras de los vehículos, el consumo de combustible y las emisiones [9,10]. Otros estudios investigaron el diseño de planes de señalización en intersecciones aisladas para minimizar el consumo de combustible y las emisiones de CO_2 [2,11].

Stevanovic et al. [2] integraron herramientas del estado del arte para revalorar y minimizar el consumo de

combustible y las emisiones de CO_2 . Kesur [12] sugirió una optimización multiobjetivo para evaluar retardos y paradas a través de un simulador microscópico de tráfico. Tielert et al. [13] muestran que las comunicaciones de tráfico a vehículos permiten reducir el impacto ambiental del tráfico vehicular ayudando a los conductores a evitar que frenen o aceleren en intersecciones semaforizadas. Asadi y Vahidi [14] obtuvieron una reducción del 47% del consumo de combustible para una planificación de ciclos que utiliza un algoritmo basado en autocrucero al evaluar 9 intersecciones en fila.

Por último, en Olivera et al. [10] se utiliza un Algoritmo de Cúmulo de Partículas para la programación de los ciclos de los semáforos en la ciudades de Sevilla y Málaga. La función mono-objetivo contempla a la polución como un aspecto a optimizar aunque posee problemas para manejar la visión global del tráfico, por ejemplo, en el caso de atascos que disminuyan el flujo vehicular -los automóviles no se mueven-, una solución puede ser considerada muy buena desde el punto de vista de la reducción de contaminación dependiendo del peso que tenga este término.

Todos estos enfoques están ligados a diferentes aspectos del problema de planificación del tráfico. Por lo general, los estudios están focalizados en instancias pequeñas o requieren de una inversión de capital para el vehículo o para el municipio. Además por lo general el tratamiento del tráfico se realiza con algoritmos mono-inspirados que no consideran el impacto de la polución urbana dentro del problema global del tráfico y las que lo consideran muestran un impacto limitado en el aprovechamiento de las programaciones de los semáforos para reducir las emisiones.

3 ESTRATEGIA DE RESOLUCIÓN

Para resolver el problema se propone una estrategia de optimización utilizando el algoritmo evolutivo multiobjetivo NSGA-II, para calcular ciclos de semáforos eficientes desde un punto de vista ambiental, tomando en cuenta emisiones vehiculares y cantidad de vehículos llegando a destino. El análisis se realiza sobre un escenario de la ciudad de Montevideo con un número considerable de semáforos y vehículos. Durante el proceso se mantiene una población de individuos que representan soluciones al problema. Los individuos evolucionan de acuerdo a operaciones ejecutadas por el algoritmo aplicado. Cada vez que el algoritmo produce un nuevo individuo, éste es decodificado y traducido al formato utilizado por SUMO para ser

evaluado mediante una simulación. Una vez ejecutada la simulación, se retornan los datos pertinentes para la evaluación de la solución representada: las emisiones generadas por los vehículos y la cantidad de vehículos que llegan a destino. Para implementar la estrategia se utilizan los componentes de software que se describen a continuación.

3.1 SUMO: SIMULATION OF URBAN MOBILITY

SUMO es un simulador de tráfico microscópico de código abierto, altamente portátil diseñado para manejar grandes carreteras. Sus características incluyen: no colisión, movimiento de vehículo, multi-vía, calles con cambio de carril, velocidad de ejecución rápida, asignación dinámica de usuario y otros [6]. El simulador proporciona información constante sobre el flujo de vehículos y permite simular factores medioambientales basados en el modelo HandBook Emission Factors for Road Transport (HBEFA) [15]. A través de este modelo es posible modelar diferentes condiciones de vehículos con información sobre aceleraciones, deceleraciones, frenado, velocidades máximas, combustible consumido, así como su repercusión en las emisiones basadas en HBEFA: CO, CO₂, HC, PM_x (material particulado) y NO_x.

3.2 NSGA-II PARA LA PLANIFICACIÓN DE SEMÁFOROS CONSIDERANDO EMISIONES VEHICULARES

Los Algoritmos Evolutivos (AE) son métodos estocásticos de inteligencia computacional que emulan el proceso de evolución natural de las especies para resolver problemas de optimización, búsqueda y aprendizaje [16]. En los últimos 30 años, los AE han sido exitosamente aplicados para resolver este tipo de problemas subyacentes a problemas complejos del mundo real en múltiples áreas de aplicación [17]. En el presente trabajo se aplica el algoritmo Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm versión II (NSGA-II) [5], un AE multiobjetivo del estado del arte que ha sido utilizado con éxito en la resolución de problemas de optimización en múltiples áreas. El pseudocódigo de NSGA-II se muestra en el Algoritmo 1.

El algoritmo NSGA-II crea una población inicial de individuos (P_0) en forma aleatoria. Los individuos son evaluados y sobre ellos se aplican los operadores evolutivos de selección (torneo binario) y reproducción (cruzamiento y mutación) para crear un grupo de descendientes. En la generación t , P_t es el conjunto de padres y Q_t los descendientes. Estos conjuntos se ordenan por rangos de dominancia: F_0 son las soluciones

no dominadas, F_1 las soluciones sólo dominadas por F_0 , y así sucesivamente. El algoritmo utiliza distancia de crowding en el operador de selección (excepto para generar Q_0), que ayuda a mantener la diversidad en la población y mejora la exploración del espacio de búsqueda. Los detalles de implementación del algoritmo propuesto se presentan en la siguiente sección.

Algoritmo 1: Pseudocódigo del algoritmo NSGA-II

```

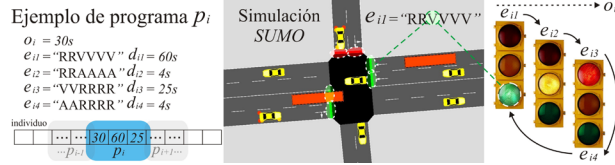
Datos:  $pob, f_e(x_k)$ 
 $t \leftarrow 0$ 
Inicializar población ( $P_0$ )
Evaluar ( $P_0$ )
 $Q_0 \leftarrow$  Generar Hijos ( $P_0$ ) // selección por torneo y reproducción
mientras no CriterioParada hacer
     $F \leftarrow$  Sorting No Dominado ( $P_t \cup Q_t$ ) // generar conjuntos no dominados
     $P_{t+1} \leftarrow \emptyset, i \leftarrow 0$ 
    mientras  $|P_{t+1}| + |F_i| \leq pob$  hacer
        Asignar Distancia de Crowding ( $F_i$ )
         $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i$ 
         $i \leftarrow i + 1$ 
    fin mientras
    Sorting por Distancia ( $F_i$ )
     $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i[1 : (N - |P_{t+1}|)]$ 
     $Q_{t+1} \leftarrow$  Generar Hijos ( $P_{t+1}$ ) // selección por crowding y reproducción
     $t \leftarrow t + 1$ 
fin mientras

```

3.3 DETALLES DE IMPLEMENTACIÓN

Entorno de programación. Para la implementación del NSGA-II propuesto se utilizaron las funcionalidades provistas por el MOEA Framework [18], una biblioteca de algoritmos de optimización de código libre implementada en Java. Fue necesario definir las funciones de creación y evaluación de nuevos individuos. La función de creación genera soluciones aleatorias, mientras que la evaluación de un individuo requiere ejecutar el simulador SUMO utilizando los programas de ciclos codificados en el individuo. Al terminar la simulación se leen las salidas del simulador y se determinan los valores de las funciones objetivo. Se utiliza una cantidad máxima de evaluaciones como condición de parada del algoritmo.

Representación de soluciones. Considérese un conjunto $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ de programas de ciclos de semáforos, cada uno correspondiente a un único nodo de la red en estudio. Los semáforos gobernados por este programa están sincronizados y no permiten combinaciones inválidas. Cada programa p_i consta de una serie de estados con determinada duración, que repite la secuencia indefinidamente. Cada estado es una combinación válida de colores, que debe seguir reglas específicas establecidas. Un ejemplo de programa se presenta en la Figura 1. La representación utilizada es una cadena de naturales con las duraciones de los estados de los programas dispuestos en forma sucesiva, junto al tiempo de offset o tiempo de inicio del programa p_i :



[$o_1, d_{11}, d_{12}, \dots, d(1k_1)$], [$o_2, d_{21}, d_{22}, \dots, d(2k_2)$], ..., [$o_n, d_{n1}, d_{n2}, \dots, d(nk_n)$]

Figura 1: Ejemplo de programa de ciclos p_i , representación y simulación SUMO en estado e_{i1} .

Los estados con luces amarillas tienen una duración constante de 4 segundos, por lo que no se consideran en la representación. Los estados con luces verdes o rojas tienen duración $d_{ij} \in [5, 60] \subset \mathbb{N}$, en segundos. A los offsets se les asigna un valor dentro del intervalo $[0, 60k_i + 5k_i] \subset \mathbb{N}$, donde $60k_i + 5k_i$ se corresponde con la duración total del programa. Esto permite que los programas inicien en cualquier momento del ciclo.

Funciones objetivo. Se propone minimizar la emisión total de contaminantes vehiculares (CO, CO₂, HC, PM_x y NO_x), maximizar el número de vehículos que llega a destino en tiempo de simulación y minimizar el tiempo global perdido por todos los vehículos como consecuencia de ir por debajo de la velocidad ideal, según el modelo matemático del problema definido en la Sección 2.1.

4 ANÁLISIS EXPERIMENTAL

Esta sección presenta el análisis experimental del método propuesto. Se describe la plataforma computacional y el escenario utilizado para la evaluación, la configuración paramétrica, y los resultados numéricos de NSGA-II para el caso de estudio del problema.

4.1 PLATAFORMA DE DESARROLLO Y EJECUCIÓN

El NSGA-II fue desarrollado en Java utilizando la biblioteca MOEA Framework 2.4 [19]. La fase de simulación se realizó utilizando SUMO versión 0.21.0 para el sistema operativo CentOS 6. El análisis experimental fue realizado en un HP Proliant DL385 G7 con procesador AMD Opteron 6172

2.10 GHz, 24 núcleos, 24GB RAM y CentOS Linux 6.5, del Cluster FING, la infraestructura de cómputo de alto desempeño de la Universidad de la República [20].

4.2 CASO DE ESTUDIO

Para evaluar el MOEA propuesto se eligió una zona de la ciudad de Montevideo con distintivas características de tramado y tráfico vehicular. El escenario comprende parte del barrio Centro. Está compuesto por avenidas y calles residenciales de distinta longitud. Posee un total de 44 intersecciones de las cuales 41 están semaforizadas (ver Figura 2). La gran concentración de servicios, oficinas públicas y privadas, comercios, cines y teatros, lo convierten en una de las zonas más populosas de Montevideo. Se utilizaron las reglas del tráfico regulado, señales, sentidos, carriles, etc.

El tiempo de simulación en SUMO se estableció en 8 minutos, determinado a priori como suficiente para que un vehículo pueda circular desde cualquier intersección del mapa a cualquier otra a una velocidad promedio de 45 km/h. Para el escenario se consideraron dos franjas horarias: mañana (8:00–10:00 hs) y noche (20:00–22:00 hs).



Figura 2: Instancia de evaluación propuesta: comprende parte del barrio Centro de la ciudad de Montevideo, Uruguay.

4.3 ESTUDIO DEL TRÁFICO

Para poder observar el comportamiento del algoritmo frente a distintos parámetros de tráfico vehicular, se estudió la zona seleccionada, recabando información para modelar las situaciones reales de tráfico de la forma más precisa posible.

4.4 EXPERIMENTOS DE CALIBRACIÓN PARAMÉTRICA DE NSGA-II

Se llevó a cabo un análisis paramétrico del AE propuesto utilizando 3 instancias de configuración (distintas a las instancias de evaluación, de modo de evitar sesgos en la parametrización). Estas instancias se asemejan a la zona en estudio en términos de estructura y diversidad de tráfico, pero abarcan una zona geográfica menor y tienen menos semáforos. Se consideran vehículos de tipo light, pcar, heavy y bus. Las simulaciones tienen una duración de 5 minutos con ingreso de vehículos cada 0.8, 0.7 y 0.6 segundos, respectivamente.

Una primera etapa de la configuración paramétrica tuvo como objetivo determinar población (pob) y cantidad máxima de evaluaciones (maxEval). Luego de fijada la población en 100 individuos y la cantidad máxima de evaluaciones en 20000, se procedió a estudiar la probabilidad de cruzamiento (p_C) y la probabilidad de mutación (p_M) con 3 valores candidato por cada parámetro. Para cada combinación posible entre estos valores se realizaron 30 ejecuciones independientes para cada instancia (ver Tabla 1). Los mejores resultados se obtuvieron utilizando una población de 100 individuos, 20000 evaluaciones, $p_C = 0.9$ y $p_M = 0.05$.

Etapas	Configuraciones	Parámetros Fijados	Config. Elegida
1	(pob = 50, maxEval = 10000), (pob = 75, maxEval = 15000), (pob = 100, maxEval = 20000)	$p_C = 0.8$ $p_M = 0.01$	pob = 100 maxEval = 20000
2	$p_C \in \{0.7, 0.8, 0.9\}$, $p_M \in \{0.005, 0.01, 0.05\}$	pob = 10 maxEval = 20000	$p_C = 0.9$ $p_M = 0.05$

Tabla 1: Resumen de Calibración Paramétrica.

4.5 EXPERIMENTOS SOBRE EL CASO DE ESTUDIO EN MONTEVIDEO

Para evaluar la calidad de las soluciones obtenidas por el AE propuesto, se comparan los resultados con los que se obtienen al simular la configuración real actual de los semáforos. Para cada instancia se generó un frente de Pareto aproximado formado por las mejores soluciones de todas las ejecuciones del NSGA-II.

La Tabla 2 reporta las mejoras (máximo y promedio) de las métricas de emisiones, número de vehículos y tiempo perdido, en los casos de horario de la mañana y la noche.

El caso nocturno tiene menos vehículos: la matriz OD

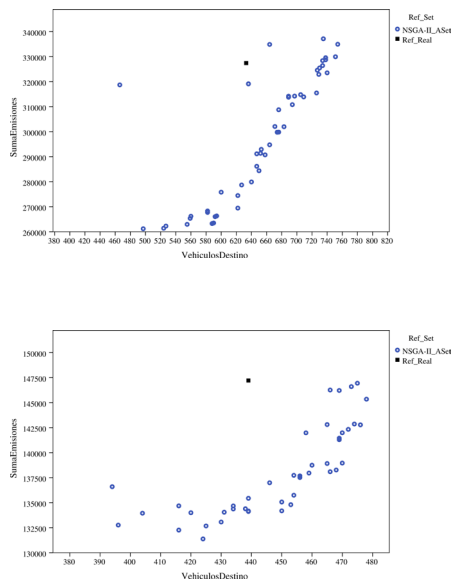
estimada tiene un total de 586 vehículos que ingresan al escenario a lo largo de la simulación (41 de tipo light, 485 pcar, 2 heavy y 58 bus). En el mejor caso, NSGA-II es capaz de mejorar la situación real hasta en 9.7% en las emisiones de CO, y superiores para las demás emisiones. Se mejora hasta en un 46.2% (25.9% en promedio) en el tiempo de los vehículos que transitan por debajo de la velocidad ideal y de un 21.8% de los vehículos que llegan a destino (4.7% en promedio).

En el caso del horario de la mañana, la matriz OD consta de 1130 vehículos, aproximadamente el doble de lo obtenido para el horario de la noche. De estos, 94 son light, 892 son pcar, 7 son heavy y 137 son buses. Los resultados indican que NSGA-II alcanza, en el mejor caso, mejoras de hasta 19.3% en la reducción de CO y 30.3% en la reducción de NO_x. En el mejor caso, 276 vehículos más llegan a destino en el tiempo de simulación, representando un 43.6% de mejora. Promediando sobre las soluciones del frente de Pareto aproximado, se mejora en un 13.7% el número de vehículos en promedio, y un 30.8% en la demora.

Instancia: horario mañana		mejoras NSGA-II		Instancia: horario noche		mejoras NSGA-II	
objetivo	real	máximo	media	objetivo	real	máximo	media
CO	7396.309 g	19.3%	2.7%	CO	3282.057 g	8.6%	-0.7%
CO ₂	304698.960 g	23.8%	8.5%	CO ₂	144205.594 g	9.7%	4.2%
HC	631.594 g	23.9%	1.2%	HC	268.158 g	13.4%	0.5%
PM _x	53.868 g	17.9%	4.3%	PM _x	24.790 g	10.0%	3.4%
NO _x	1059.950 g	30.3%	9.1%	NO _x	483.722 g	22.2%	9.5%
#vehículos	633	43.6%	13.7%	#vehículos	439	21.8%	4.7%
tiempo perdido	57307.5 s	57.6%	30.8%	tiempo perdido	30011.9 s	46.2%	25.9%

Tabla 2: Comparación entre los resultados de NSGA-II y la configuración real

La Figura 3 presenta los frentes de Pareto calculados por NSGA-II para cada problema, combinando los resultados de las emisiones (normalizadas) y graficados contra la cantidad de vehículos que llegan a destino en tiempo de simulación. Se observa claramente un amplio margen de mejora en ambos objetivos, que el algoritmo NSGA-II puede explotar adecuadamente.



(a) Por la mañana (b) Por la noche

Figura 3: Frentes de Pareto obtenidos y comparación con los resultados de la configuración actual.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Este artículo presenta una aproximación al problema de programación de ciclos de semáforos para reducción de emisiones vehiculares y mejora del flujo vehicular utilizando un algoritmo evolutivo multiobjetivo.

El algoritmo propuesto fue diseñado para proveer soluciones precisas al problema siguiendo casos de estudio realistas de la ciudad de Montevideo, Uruguay. Se propuso la reducción de las emisiones vehiculares (CO , CO_2 , HC , PM_x , NO_x) y, al mismo tiempo, mejorar las condiciones del tráfico buscando aumentar la cantidad de vehículos que alcanzan su destino al final de la simulación y disminuir la cantidad de tiempo global perdido por los vehículos como consecuencia de ir por debajo de la velocidad ideal. Como caso de estudio se decidió analizar la zona céntrica de Montevideo, en dos horarios característicos. Esto permitió observar una variación del nivel de tráfico influyente en el comportamiento de los algoritmos. Para el estudio del tráfico de la zona se desarrolló una estrategia conveniente de estimación de una matriz de tráfico, fuente de entrada de muchos estudios de transporte, mediante el uso de trazas de GPS.

En comparación con la configuración de semáforos actual, el algoritmo alcanzó mejoras significativas, tanto a nivel de emisiones como en la mejora del tráfico

vehicular en ambas instancias de evaluación. Como principales líneas de trabajo futuro se propone ampliar los casos de estudio y realizar comparaciones con otros algoritmos de optimización y técnicas de aproximación humana para resolver el problema.

REFERENCIAS

1. Robertson, D.I., Lucas, C.F., Baker, R.T. Coordinating traffic signals to reduce fuel consumption. TRL Report LR934. Transport Research Laboratory. 1980, Crowthorne, Berkshire, United Kingdom.
2. Stevanovic, A., Stevanovic, J., Zhang, K., Batterman, S. Optimizing traffic control to reduce fuel consumption and vehicular emissions - integrated approach with vissim, cmem, and visgaost. Transportation Research Record. 2009. 2128, 105-113.
3. Costabile, F., Allegrini, I.: A new approach to link transport emissions and air quality: An intelligent transport system based on the control of traffic air pollution. Environmental Modelling and Software. 2008, 23, 258-267
4. Sanchez-Bertucci, L., Darre, E., Reyes, B., Gogichaishvili, A., Morales, J., Bautista, F. Estudio magnético en líquenes de la ciudad de montevideo. Latinmag Letters. 2013, 3, 1-7.
5. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002, 6(2), 182-197.
6. Krajzewicz, D., Erdmann, J., Behrisch, M., Bieker, L. Recent development and applications of SUMO - simulation of urban mobility. International Journal On Advances in Systems and Measurements. 2012, 5, 128-138
7. Unal, A., Roupail, N.M., Frey, H.C. Effect of arterial signalization and level of service on measured vehicle emissions. Transportation Research Record. 2003, 1842, 47-56.
8. Coelho, M.C., Farias, T.L., Roupail, N.M.: Impact of speed control traffic signals on pollutant emissions. Transportation Research Part D. 2005, 10, 323-340.
9. Hallmark, S.L., Fomunung, I., Guensler, R., Bachman, W. Assessing impacts of improved signal timing as a transportation control measure using an activity-specific modeling approach. Transportation Research Record. 2000, 1738, 49-55.
10. Olivera, A.C., García-Nieto, J.M., Alba, E. Reducing vehicle emissions and fuel consumption in the city by using particle swarm optimization. Applied Intelligence. 2015, 42(3), 389-405.
11. Nishuichi, H., Yoshii, T. A study of the signal control for the minimization of CO2 emission. In 12th World Congress on Intelligent Transport Systems, 2005.
12. Kesur, K.B. Generating more equitable traffic signal timing plans. Transportation Research Record. 2010, 2192, 108-115.
13. Tielert, T., Killat, M., Hartenstein, H., Luz, R. The impact of traffic-light-to-vehicle communication on fuel consumption and emissions. Proc. of the 2010 Internet of Things (IOT), 2010, 1-8.
14. Asadi, B., Vahidi, A. Predictive cruise control: Utilizing upcoming traffic signal information for improving fuel economy and reducing trip time. IEEE Transactions on Control Systems Technology. 2010, 3, 707-714.
15. Keller, M.: Handbook of Emission Factors for Road Transport (HBEFA) 3.1. Quick reference. Technical report, INFRAS. J. Wiley & Sons, Chichester, 2010.
16. Bäck, T., Fogel, D., Michalewicz, Z. (eds.) Handbook of evolutionary computation. Oxford University Press, 1997.
17. Nesmachnow, S.: An overview of metaheuristics: accurate and efficient methods for optimization. International Journal of Metaheuristics. 2014, 3(4), 320-347.
18. Hadka, D. MOEA framework versión 2.4. <http://www.moeaframework.org/>, 2015.
19. Hadka, D., Reed, P. Diagnostic assessment of search controls and failure modes in many-objective evolutionary optimization. Evolutionary Computation. 2012, 20(3), 423-452.
20. Nesmachnow, S. Computación científica de alto desempeño en la Facultad de Ingeniería, Universidad de la República. Revista de la Asociación de Ingenieros del Uruguay. 2010, 61, 12-15.
21. Ehlert, A., Bell, M., Grosso, S. The optimization of traffic count locations in road networks. Transportation Research Part B. 2006, 40, 460-479.
22. Mussone, L., Grant-Muller, S., Chen, H. A neural network approach to motorway {OD} matrix estimation from loop counts. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology. 2010, 10(1), 88 - 98.
23. Saraswathy, M.V., Isaac, K.P. Prioritization of traffic count locations for trip matrix estimation using information theory. International Journal for Traffic and Transport Engineering. 2013, 3(2), 112-126.
24. Kabrt, L. Travel time analysis. <https://code.google.com/p/traveltimeanalysis/>, 2010.

Acerca de los autores



Matias Péres is currently a student at the Universidad de la República (Uruguay) in Computer Engineering. His thesis work is actually oriented to Evolutionary Algorithms.



Germán Ruiz (Computer Analyst in 2012 from Universidad de la República, Uruguay) is a student of the Computer Engineering at the Universidad de la República, and currently working as a Software Developer for Altimetrik, Uruguay.



Ph.D. in Computer Science, Ana Carolina Olivera is an Assistant Researcher at National Council of Scientific and Technological Research from the Ministerio de Ciencia y Tecnología de la Nación (Argentina).

She is Adjunct Professor at the Department of Exact and Natural Sciences of Universidad Nacional de la Patagonia Austral. She published several papers in international journals and conferences. She leads and participates in several national and international projects.



Sergio Nesmachnow (PhD in Computer Science from Universidad de la República, Uruguay) is a full professor at Universidad de la República, and researcher at Agencia Nacional de Investigación e Innovación (ANII) and Programa de Desarrollo de las

Ciencias Básicas (PEDECIBA), Uruguay. His research interests include scientific high-performance computing and parallel metaheuristics, having published more than 35 journal papers and more than 150 conference papers on these topics. He is editor in chief of the International Journal of Metaheuristics and guest editor of Cluster Computing, The Computer Journal and International Journal of Innovative Computing and Applications.