

# Optimización de viajes compartidos en taxis utilizando algoritmos evolutivos

Gabriel Fagúndez    Renzo Massobrio    Sergio Nesmachnow

Facultad de Ingeniería,  
Universidad de la República,  
Montevideo, Uruguay



- 1 Definición del problema
- 2 Implementación
- 3 Evaluación experimental
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

- 1 Definición del problema
- 2 Implementación
- 3 Evaluación experimental
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

## Problema de viajes compartidos en taxis (PVCT)

Un grupo de personas en un **mismo lugar de origen**, desean viajar hacia **diferentes destinos** utilizando taxis de forma compartida. Hallar la cantidad de taxis y la asignación de pasajeros para minimizar el **costo total**.

## Consideraciones

- Cada taxi puede trasladar a un número limitado de pasajeros
- Costo de un taxi = **costo inicial** + **costo por trayectos**
- No se consideran otros costos (e.g. esperas, propinas, peajes)

# Descripción del problema

## Problema de viajes compartidos en taxis (PVCT)

Un grupo de personas en un **mismo lugar de origen**, desean viajar hacia **diferentes destinos** utilizando taxis de forma compartida. Hallar la cantidad de taxis y la asignación de pasajeros para minimizar el **costo total**.

## Consideraciones

- Cada taxi puede trasladar a un número limitado de pasajeros
- Costo de un taxi = **costo inicial** + **costo por trayectos**
- No se consideran otros costos (e.g. esperas, propinas, peajes)

# Formulación del problema

- Un conjunto de pasajeros  $P$  que viajan desde un origen  $O$  a un conjunto de destinos  $D$
- Un conjunto de taxis  $T$  y una función  $C : T \rightarrow \{0, 1, \dots, C_{MAX}\}$  con  $C_{MAX}$  máxima capacidad de un taxi
- Una constante  $B$ : costo inicial del taxi (“bajada de bandera”)
- Una función de distancia,  $dist : \{\{O\} \cup D\} \times D \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
- Una función de costo asociado a la distancia,  $cost : \mathbb{R}_0^+ \rightarrow \mathbb{R}_0^+$

Se busca una planificación  $f : P \rightarrow T \times \{1, \dots, C_{MAX}\}$  que **minimice la función de costo total (CT)**

$$CT = \sum_{t_i, C(t_i) \neq 0} \left[ B + \sum_{j=1}^{C(t_i)} \underbrace{cost \left( dist \left( dest(f^{-1}(t_i, j-1)), dest(f^{-1}(t_i, j)) \right) \right)}_{\text{destinos consecutivos en el recorrido del taxi } t_i} \right]$$

# Formulación del problema

- Un conjunto de pasajeros  $P$  que viajan desde un origen  $O$  a un conjunto de destinos  $D$
- Un conjunto de taxis  $T$  y una función  $C : T \rightarrow \{0, 1, \dots, C_{MAX}\}$  con  $C_{MAX}$  máxima capacidad de un taxi
- Una constante  $B$ : costo inicial del taxi (“bajada de bandera”)
- Una función de distancia,  $dist : \{\{O\} \cup D\} \times D \rightarrow \mathbb{R}_0^+$
- Una función de costo asociado a la distancia,  $cost : \mathbb{R}_0^+ \rightarrow \mathbb{R}_0^+$

Se busca una planificación  $f : P \rightarrow T \times \{1, \dots, C_{MAX}\}$  que **minimice la función de costo total (CT)**

$$CT = \sum_{t_i, C(t_i) \neq 0} \left[ B + \sum_{j=1}^{C(t_i)} \underbrace{cost \left( dist \left( dest(f^{-1}(t_i, j-1)), dest(f^{-1}(t_i, j)) \right) \right)}_{\text{destinos consecutivos en el recorrido del taxi } t_i} \right]$$

# Variante multiobjetivo del PVCT: formulación matemática

- Se busca minimizar el **costo total** y la **demora total**
- Cada pasajero tiene un **nivel de apuro** asociado
- Se consideran vehículos con **diferentes capacidades**

$$CT = \sum_{t_i, C(t_i) \neq 0} \left[ B + \sum_{j=1}^{C(t_i)} \text{cost} \left( \overbrace{\text{dist} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, j-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right)}^{\text{destinos consecutivos en el recorrido del taxi } t_i} \right) \right]$$

tiempo efectivo de traslado del pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

$$DT = \sum_{t_i} \left[ \sum_{j=1}^{C(t_i)} \left[ \sum_{h=1}^j \text{time} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, h-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, h)) \right) \right. \right. \\ \left. \left. - \left( \text{tol}(f^{-1}(t_i, j)) + \text{time} \left( O, \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right) \right) \right] \right]$$

tiempo tolerado por el pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

# Variante multiobjetivo del PVCT: formulación matemática

- Se busca minimizar el **costo total** y la **demora total**
- Cada pasajero tiene un **nivel de apuro** asociado
- Se consideran vehículos con **diferentes capacidades**

$$CT = \sum_{t_i, C(t_i) \neq 0} \left[ B + \sum_{j=1}^{C(t_i)} \text{cost} \left( \overbrace{\text{dist} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, j-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right)}^{\text{destinos consecutivos en el recorrido del taxi } t_i} \right) \right]$$

tiempo efectivo de traslado del pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

$$DT = \sum_{t_i} \left[ \sum_{j=1}^{C(t_i)} \left[ \sum_{h=1}^j \text{time} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, h-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, h)) \right) \right. \right. \\ \left. \left. - \left( \text{tol}(f^{-1}(t_i, j)) + \text{time} \left( O, \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right) \right) \right] \right]$$

tiempo tolerado por el pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

# Variante multiobjetivo del PVCT: formulación matemática

- Se busca minimizar el **costo total** y la **demora total**
- Cada pasajero tiene un **nivel de apuro** asociado
- Se consideran vehículos con **diferentes capacidades**

$$CT = \sum_{t_i, C(t_i) \neq 0} \left[ B + \sum_{j=1}^{C(t_i)} \text{cost} \left( \overbrace{\text{dist} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, j-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right)}^{\text{destinos consecutivos en el recorrido del taxi } t_i} \right) \right]$$

tiempo efectivo de traslado del pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

$$DT = \sum_{t_i} \left[ \sum_{j=1}^{C(t_i)} \left[ \sum_{h=1}^j \text{time} \left( \text{dest}(f^{-1}(t_i, h-1)), \text{dest}(f^{-1}(t_i, h)) \right) \right. \right. \\ \left. \left. - \left( \text{tol}(f^{-1}(t_i, j)) + \text{time} \left( O, \text{dest}(f^{-1}(t_i, j)) \right) \right) \right] \right]$$

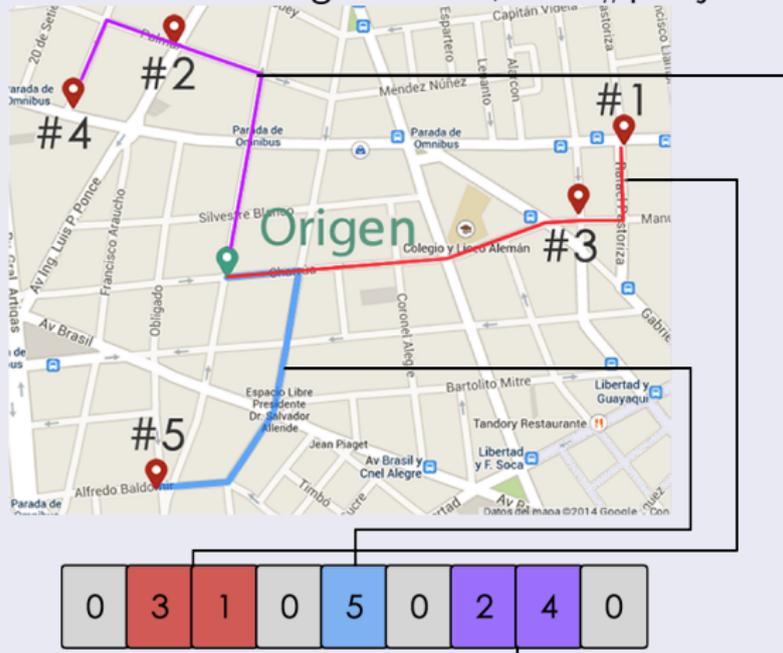
tiempo tolerado por el pasajero en la posición  $j$  del taxi  $t_i$

- 1 Definición del problema
- 2 Implementación**
- 3 Evaluación experimental
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

# AE para el PVCT monoobjetivo

## Aspectos comunes: representación

Individuos de largo  $2N - 1$ ,  $N = \#$ pasajeros

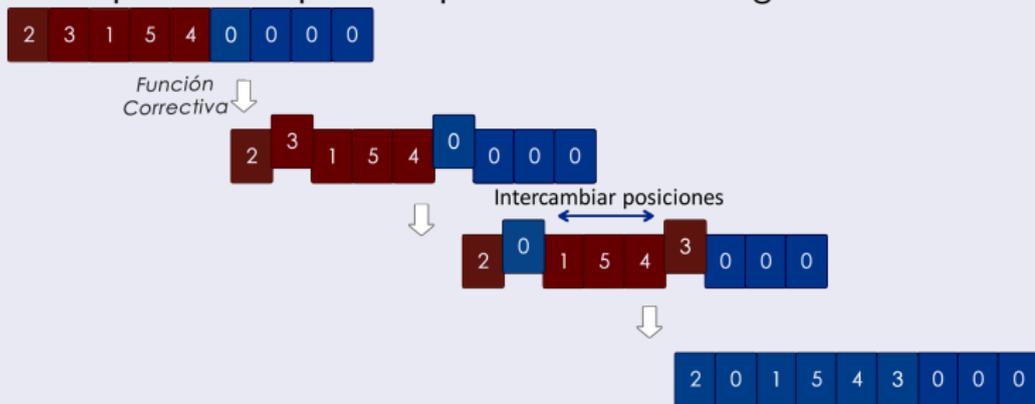


## Aspectos comunes: operadores

- Inicialización:
  - 1 basada en técnica aleatoria
  - 2 basada en técnica ávida + permutaciones

- Función correctiva:

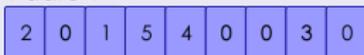
desplaza ceros para romper secuencias de dígitos inválidas



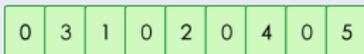
## Aspectos comunes: operadores

### Cruzamiento basado en posición (PBX) + función correctiva

Padre 1



Padre 2



PBX ↓

1) Se sortean  $n$  posiciones en el padre 1



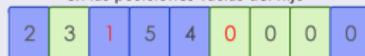
2) Se copian en el hijo los valores sorteados en el padre 1



3) Se seleccionan en el padre 2 los valores no sorteados del padre 1



4) Se copian en orden los valores seleccionados del padre 2 en las posiciones vacías del hijo



Función Correctiva ↓



## Aspectos comunes: operadores

### Mutación por intercambio (EM) + función correctiva

2 0 1 5 4 3 0 0 0

EM ↓

Se sortean 2 posiciones

2 0 1 5 4 3 0 0 0

Intercambiar posiciones

2 ↔ 0  
0 1 5 4 3 0 0

0 0 1 5 4 3 2 0 0

Función Correctiva ↓

4 0 1 5 0 3 2 0 0

# AE para el PVCT monoobjetivo

## AE secuencial (*seqEA*)

- Selección proporcional

## Micro AE paralelo ( *$\mu$ EA*)

- Objetivo: **mejorar el desempeño** mediante paralelismo
- **Modelo de subpoblaciones distribuidas**: divide la población en **islas** que intercambian individuos mediante **migración**
  
- Poblaciones pequeñas
- Selección por torneo ( $m, k$ )
- Migración asíncrona, con topología de anillo unidireccional

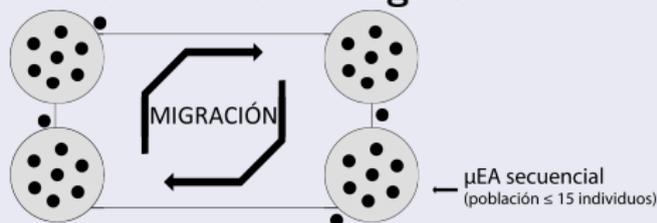
# AE para el PVCT monoobjetivo

## AE secuencial (*seqEA*)

- Selección proporcional

## Micro AE paralelo (*pμEA*)

- Objetivo: **mejorar el desempeño** mediante paralelismo
- **Modelo de subpoblaciones distribuidas**: divide la población en **islas** que intercambian individuos mediante **migración**



- Poblaciones pequeñas
- Selección por torneo ( $m, k$ )
- Migración asíncrona, con topología de anillo unidireccional

# AE para el PVCT multiobjetivo

## Aspectos comunes

- MOEA: acercarse al frente de Pareto del problema (**convergencia**) y muestrear adecuadamente el frente de soluciones (**diversidad**)
- Función correctiva considera vehículos de distintas capacidades
- Inicialización ávida y selección por torneo

## Micro MOEA paralelo con descomposición de dominio ( $p\mu$ MOEA/D)

Agregación lineal de los objetivos:

$$F = w_C \times CT + w_D \times DT,$$

$$w_C = [0 : \frac{1}{\#islas} : 1], w_D = 1 - w_C$$

## MOEA explícito (NSGA-II)

Ordenamiento no-dominado (elitista), *crowding* para preservar diversidad

# AE para el PVCT multiobjetivo

## Aspectos comunes

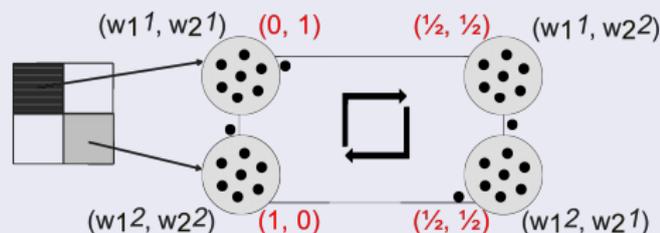
- MOEA: acercarse al frente de Pareto del problema (**convergencia**) y muestrear adecuadamente el frente de soluciones (**diversidad**)
- Función correctiva considera vehículos de distintas capacidades
- Inicialización ávida y selección por torneo

## Micro MOEA paralelo con descomposición de dominio ( $p\mu$ MOEA/D)

Agregación lineal de los objetivos:

$$F = w_C \times CT + w_D \times DT,$$

$$w_C = [0 : \frac{1}{\#islas} : 1], w_D = 1 - w_C$$



## MOEA explícito (*NSGA-II*)

Ordenamiento no-dominado (elitista), *crowding* para preservar diversidad

# AE para el PVCT multiobjetivo

## Aspectos comunes

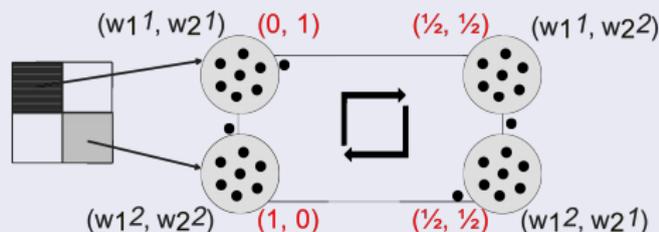
- MOEA: acercarse al frente de Pareto del problema (**convergencia**) y muestrear adecuadamente el frente de soluciones (**diversidad**)
- Función correctiva considera vehículos de distintas capacidades
- Inicialización ávida y selección por torneo

## Micro MOEA paralelo con descomposición de dominio ( $p\mu$ MOEA/D)

Agregación lineal de los objetivos:

$$F = w_C \times CT + w_D \times DT,$$

$$w_C = [0 : \frac{1}{\#islas} : 1], w_D = 1 - w_C$$



## MOEA explícito (*NSGA-II*)

Ordenamiento no-dominado (elitista), *crowding* para preservar diversidad

- 1 Definición del problema
- 2 Implementación
- 3 Evaluación experimental**
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

# Generación de instancias

## Generación de puntos realistas en el mapa

- Generador de Pedidos de Taxis (TQG) con datos de GPS de taxis de Beijing (Ma et al., 2013)
- Script para obtener instancias de un origen a muchos destinos
- API para obtener tarifas TaxiFareFinder (TFF)
- Instancias en Montevideo generadas manualmente

## Instancias generadas

- **6 chicas:** 10 y 15 pasajeros (Beijing)
- **6 medianas:** 15 y 25 pasajeros (Beijing)
- **6 grandes:** 25 y 45 pasajeros (Beijing)
- **4 en Montevideo:** 8 y 17 pasajeros (Montevideo)

22 instancias para el PVCT monoobjetivo y 88 instancias para el PVCT multiobjetivo, variando capacidades y tolerancias

## Entorno de ejecución

- Evaluación experimental en el Cluster FING
- Sin compartir recursos para evitar interferencias



## Ejecuciones

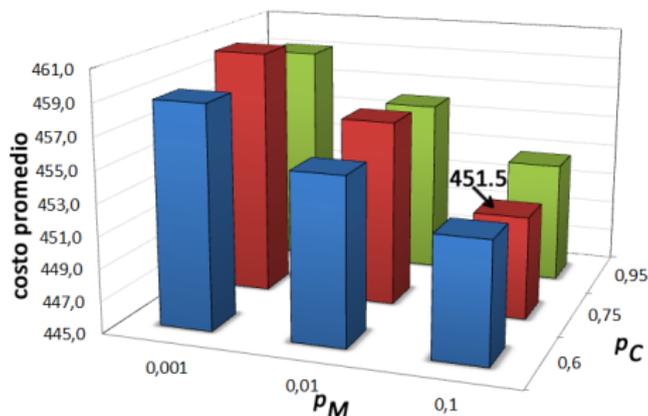
- **30 ejecuciones independientes** de cada algoritmo sobre cada instancia
- Criterio de parada: **10.000 generaciones** (planificación en línea)

## Comparación de resultados

- Tests estadísticos sobre las distribuciones de resultados:
  - Shapiro–Wilk sobre cada muestra para contrastar normalidad
  - Kruskal–Wallis para comparar las muestras entre sí
- En ambos tests se utiliza un nivel de confianza del 95 % ( $\alpha = 0,05$ )

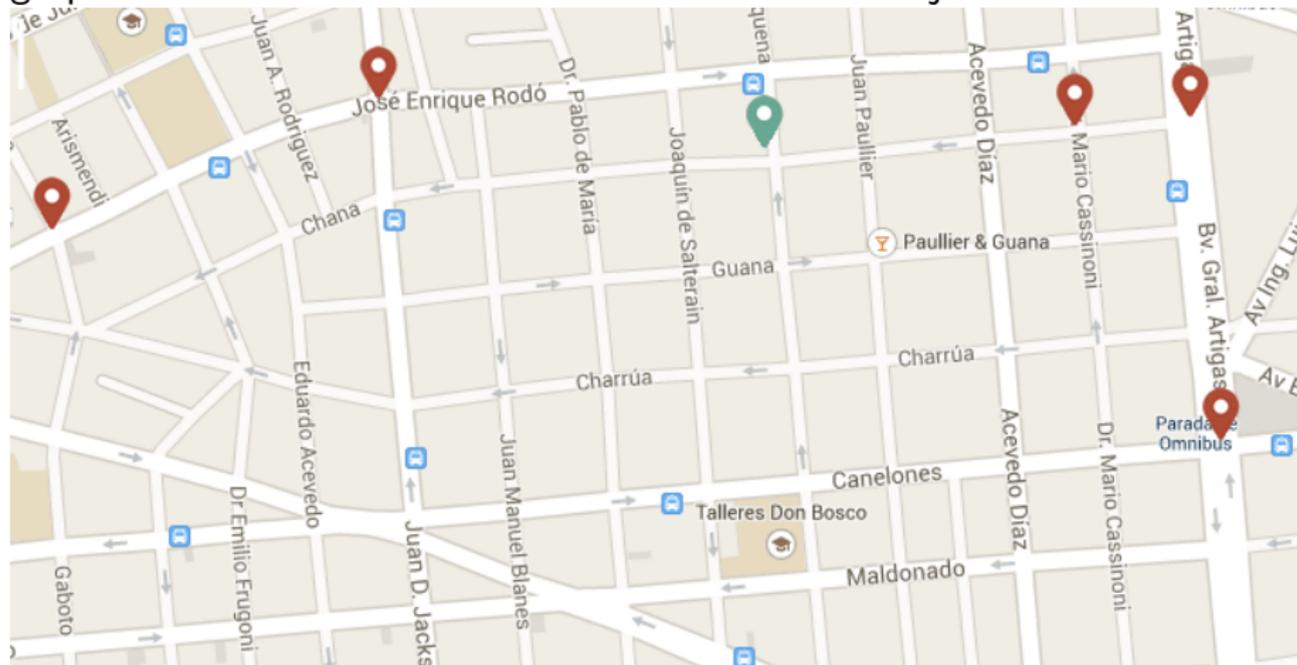
## Configuración paramétrica

- **seqEA**:  $\#P \in \{150; 200; 250\}$ ;  $p_C \in \{0,6; 0,75; 0,95\}$ ;  
 $p_M \in \{0,001; 0,01; 0,1\}$
- **$p\mu$ EA**: micro-población de 15 individuos, torneo ( $m = 2$ ,  $k = 1$ ),  
migración cada 500 generaciones  
 $p_C \in \{0,6; 0,75; 0,95\}$ ;  $p_M \in \{0,001; 0,01; 0,1\}$



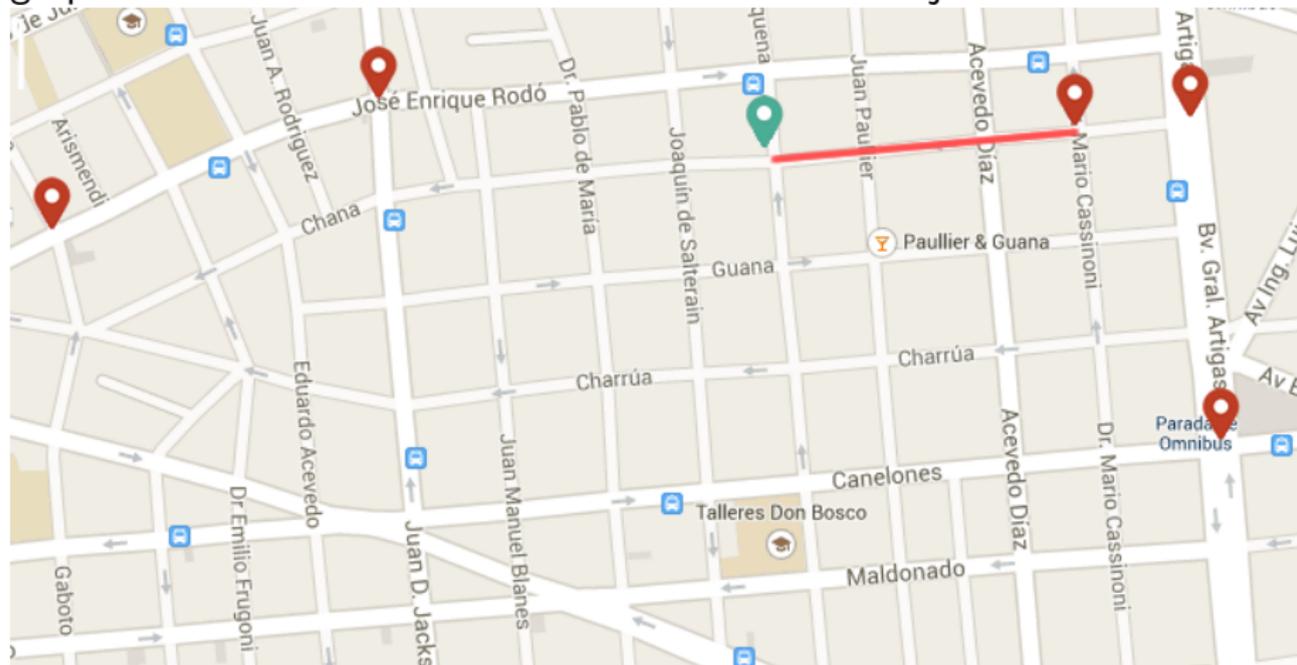
# Algoritmo ávido

Toma **decisiones localmente óptimas** y emula el comportamiento de un grupo de usuarios humanos. Utiliza ideas de los trabajos relacionados.



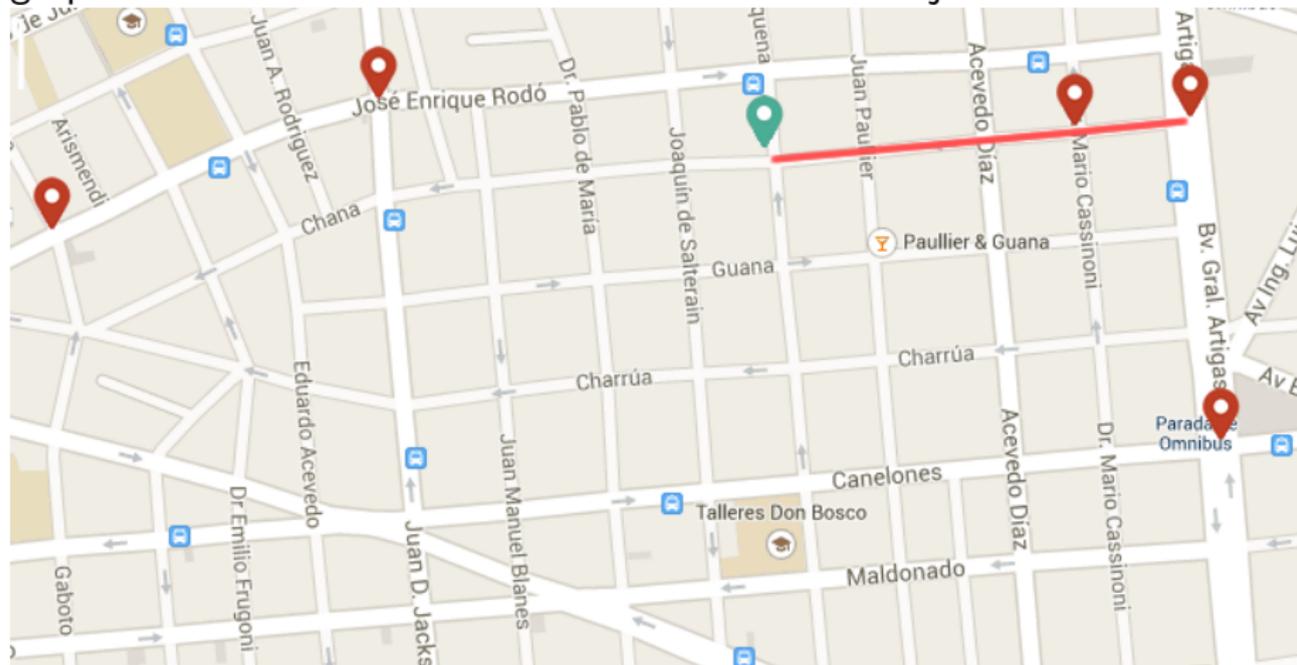
# Algoritmo ávido

Toma **decisiones localmente óptimas** y emula el comportamiento de un grupo de usuarios humanos. Utiliza ideas de los trabajos relacionados.



# Algoritmo ávido

Toma **decisiones localmente óptimas** y emula el comportamiento de un grupo de usuarios humanos. Utiliza ideas de los trabajos relacionados.



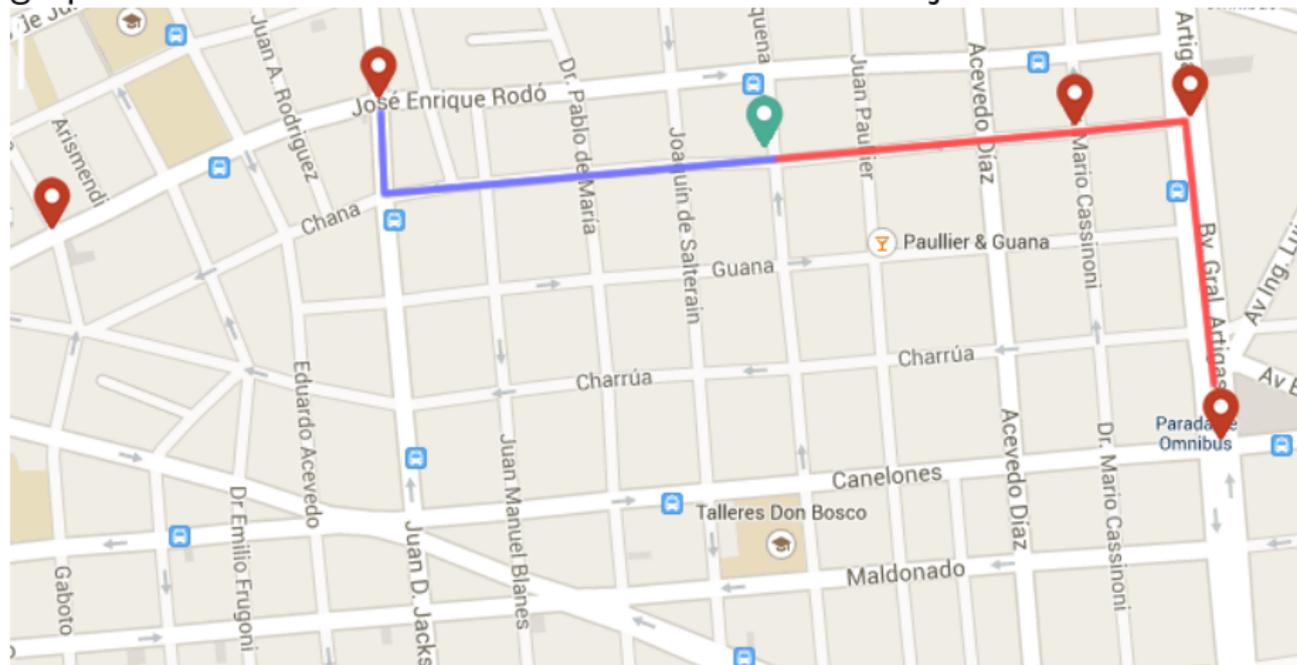






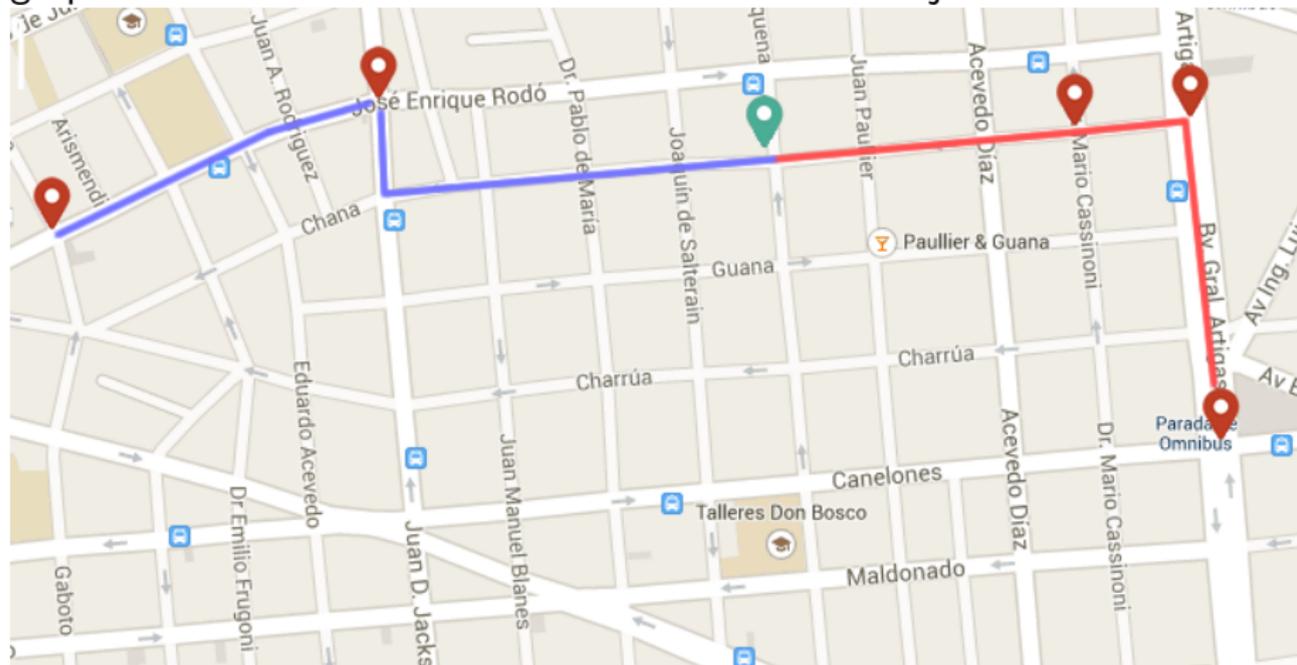
# Algoritmo ávido

Toma **decisiones localmente óptimas** y emula el comportamiento de un grupo de usuarios humanos. Utiliza ideas de los trabajos relacionados.



# Algoritmo ávido

Toma **decisiones localmente óptimas** y emula el comportamiento de un grupo de usuarios humanos. Utiliza ideas de los trabajos relacionados.



# Comparativa de métodos de inicialización

## Resultados *seqEA*

- Inicialización ávida supera a inicialización aleatoria en 10 instancias
- Inicialización aleatoria supera a inicialización ávida en 2 instancias
- No hay diferencias estadísticamente significativas en 10 instancias

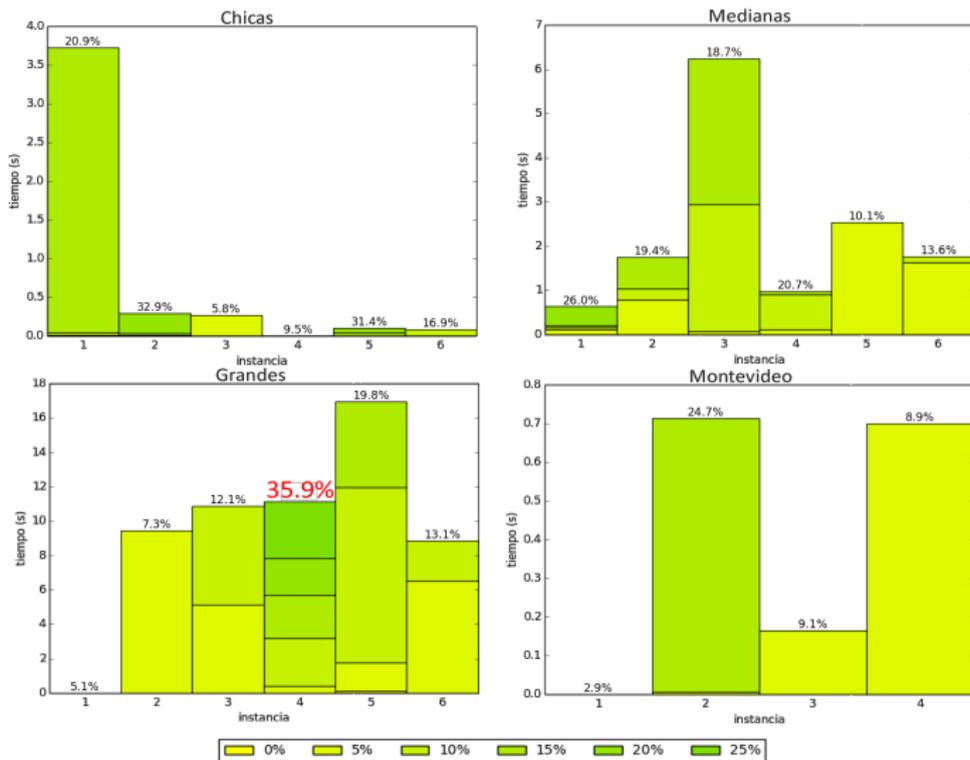
## Resultados *pμEA*

- Inicialización ávida supera a inicialización aleatoria en 11 instancias
- Inicialización aleatoria nunca supera a inicialización ávida
- No hay diferencias estadísticamente significativas en 11 instancias

## Conclusión

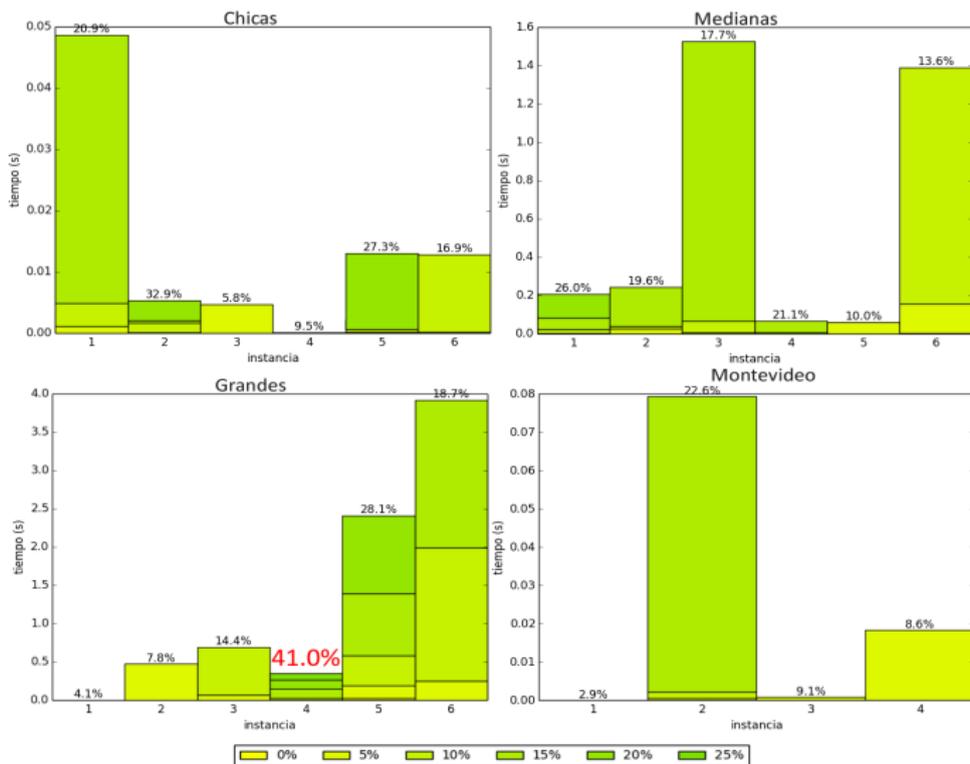
Se utiliza la **inicialización ávida** para el resto de la evaluación experimental

# Mejoras *seqEA* sobre algoritmo ávido



Mejoras en **todas** las instancias sobre el algoritmo ávido (hasta **35.9%**)  
“Online taxi sharing optimization using evolutionary algorithms” (CLEI 2014)

# Mejoras $p\mu EA$ sobre algoritmo ávido



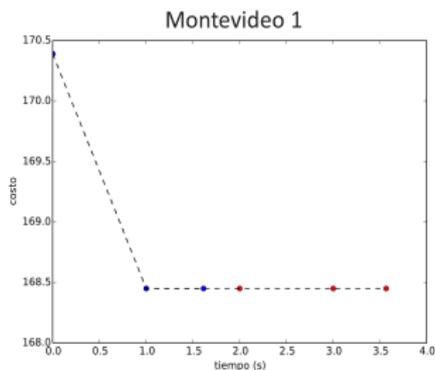
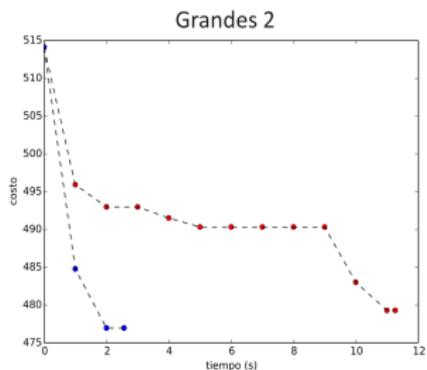
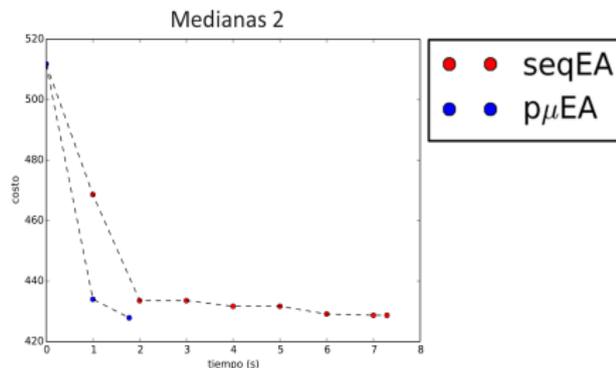
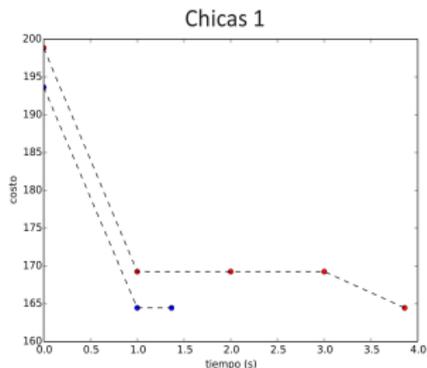
Mejoras en **todas** las instancias sobre el algoritmo ávido (hasta **41.0%**)  
“A parallel micro evolutionary algorithm for taxi sharing optimization” (ALIO 2014)

# Comparativa $seqEA$ vs. $p\mu EA$

instancia	$seqEA$		$p\mu EA$		$pvK-W$	
	$min(c)$	$\bar{c} \pm std$	$min(c)$	$\bar{c} \pm std$		
chicas	#1	164.4	165.6±2.0	164.4	<b>164.4±0.0</b>	$0.2 \times 10^{-3}$
	#2	220.7	225.7±5.0	220.7	<b>220.7±0.0</b>	$9.7 \times 10^{-6}$
	#3	160.4	160.4±0.0	160.4	160.4±0.0	1.0
	#4	181.3	181.3±0.1	181.3	182.4±1.9	$0.5 \times 10^{-1}$
	#5	152.1	155.6±4.5	152.1	<b>152.1±0.0</b>	$5.1 \times 10^{-6}$
	#6	118.4	119.6±2.5	118.4	<b>118.4±0.0</b>	$0.1 \times 10^{-1}$
medianas	#1	211.9	216.0±4.2	211.9	<b>211.9±0.0</b>	$5.2 \times 10^{-11}$
	#2	428.6	444.1±11.7	427.9	<b>429.4±1.6</b>	$7.0 \times 10^{-10}$
	#3	361.7	378.7±6.5	364.5	<b>370.4±4.5</b>	$1.6 \times 10^{-6}$
	#4	267.5	279.8±5.5	266.8	<b>266.8±0.0</b>	$7.6 \times 10^{-12}$
	#5	479.3	487.1±6.5	479.6	<b>479.8±0.2</b>	$5.1 \times 10^{-7}$
	#6	306.0	321.2±7.7	306.0	<b>307.7±3.4</b>	$2.0 \times 10^{-9}$
grandes	#1	421.9	<b>435.1±5.0</b>	425.9	437.7±3.2	$0.1 \times 10^{-1}$
	#2	479.3	489.9±4.3	477.0	<b>481.1±2.3</b>	$1.9 \times 10^{-9}$
	#3	332.8	349.7±7.7	326.3	<b>331.7±4.0</b>	$2.6 \times 10^{-10}$
	#4	351.1	390.7±26.3	338.4	<b>344.8±6.1</b>	$5.1 \times 10^{-11}$
	#5	395.9	429.6±16.2	370.2	<b>380.0±4.4</b>	$2.7 \times 10^{-11}$
	#6	360.8	382.4±8.1	343.8	<b>350.6±3.8</b>	$2.6 \times 10^{-11}$
Montevideo	#1	168.4	168.4±0.0	168.4	168.4±0.0	1.0
	#2	319.3	331.2±3.8	324.9	<b>328.6±3.2</b>	$5.6 \times 10^{-6}$
	#3	266.7	269.1±2.3	266.7	<b>266.7±0.0</b>	$3.1 \times 10^{-7}$
	#4	303.2	304.7±0.5	304.1	304.5±0.4	0.1

$p\mu EA$  supera a  $seqEA$  en **17 de 22** instancias  
(sólo en **1** instancia  $seqEA$  supera a  $p\mu EA$ )

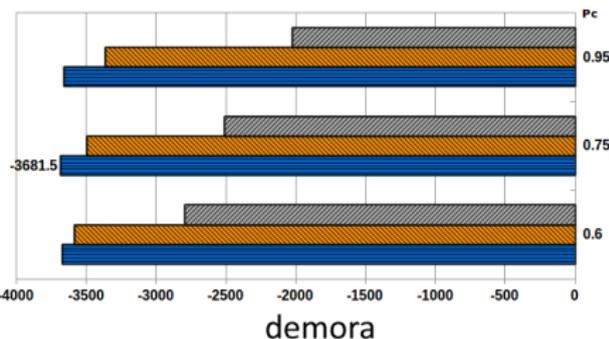
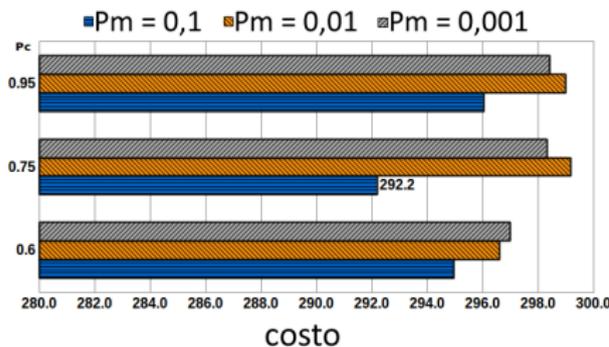
# Evolución del costo a lo largo de una ejecución



$p\mu EA$  calcula mejores soluciones que  $seqEA$  en menos tiempo  
En el mejor caso logra una **aceleración de 7,5x** (4,6x en promedio)

## Configuración paramétrica

- **$p\mu$ MOEA/D**:  $\#P = 15$ ; selección por torneo ( $m = 2, k = 1$ ); migración cada 1000 generaciones reemplazando a los peores individuos  
 $p_C \in \{0,6; 0,75; 0,95\}$ ;  $p_M \in \{0,001; 0,01; 0,1\}$
- **NSGA-II**:  $\#P = 80$ ; selección por torneo ( $m = 2, k = 1$ );  
 $p_C \in \{0,6; 0,75; 0,95\}$ ;  $p_M \in \{0,001; 0,01; 0,1\}$



## Algoritmo ávido para minimizar el costo

Similar al de la variante monoobjetivo pero considerando las distintas capacidades de los vehículos

## Algoritmo ávido para minimizar la demora

- Se crea un taxi vacío para cada pasajero con nivel máximo de apuro y se los ubica en la primera posición
- Se procesan los pasajeros no asignados en orden de apuro, colocándolos en el taxi que minimice su demora
- Si el taxi alcanza la máxima capacidad disponible, se lo considera *completo* y no acepta más pasajeros

# Resultados numéricos

*ρμMOEA/D: "Planificación multiobjetivo de viajes compartidos en taxis utilizando un micro AE paralelo" (MAEB 2015)*

Hasta **101.2%** de mejora en demora y **72.8%** en costo sobre ávidos

	#ND	DG	spacing	spread	RHV
chicas	8.5±2.1 (16.0)	3.1±2.5 (0.0)	740.2±746.3 (58.1)	0.6±0.2 (0.1)	0.9±0.1 (1.0)
medianas	9.1±2.2 (19.0)	5.7±2.5 (0.0)	1448.5±1064.1 (141.6)	0.6±0.1 (0.1)	0.9±0.1 (1.0)
grandes	8.5±2.2 (17.0)	7.9±3.4 (2.0)	2917.2±2041.5 (175.3)	0.6±0.1 (0.0)	0.8±0.1 (1.0)
Montevideo	8.0±2.1 (14.0)	3.0±2.0 (0.0)	663.5±542.4 (61.5)	0.6±0.2 (0.0)	0.9±0.0 (1.0)

Buena convergencia y diversidad. Pocas soluciones no dominadas.

*NSGA-II: "Multiobjective taxi sharing optimization using the NSGA-II evolutionary algorithm" (MIC 2015)*

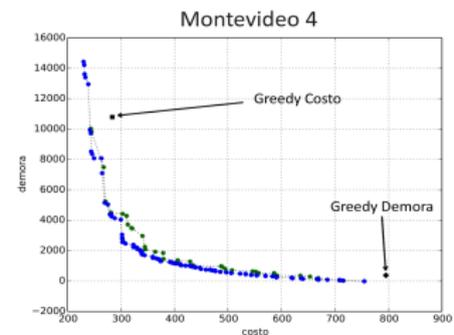
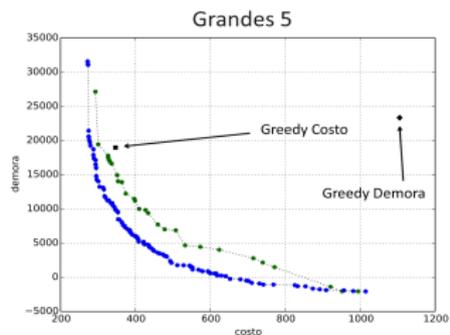
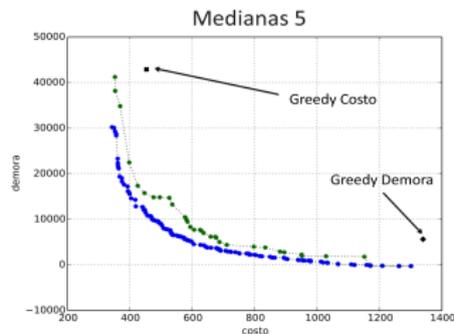
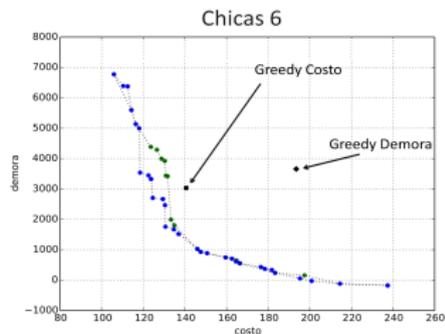
Hasta **105.2%** de mejora en demora y **75.1%** en costo sobre ávidos

	#ND	DG	spacing	spread	RHV
chicas	32.6±9.5 (55.0)	0.3±0.6 (0.0)	236.2±222.7 (43.2)	0.9±0.1 (0.7)	1.0±0.0 (1.0)
medianas	54.5±4.2 (67.0)	1.0±0.7 (0.0)	193.6±202.4 (26.2)	0.7±0.2 (0.4)	1.0±0.0 (1.0)
grandes	55.2±3.5 (67.0)	1.8±1.1 (0.4)	243.6±229.8 (26.4)	0.7±0.2 (0.4)	1.0±0.0 (1.0)
Montevideo	43.9±16.4 (61.0)	0.4±0.5 (0.0)	142.3±143.2 (20.8)	0.8±0.1 (0.5)	1.0±0.0 (1.0)

Mayor cantidad de puntos no dominados (hasta 67/80).

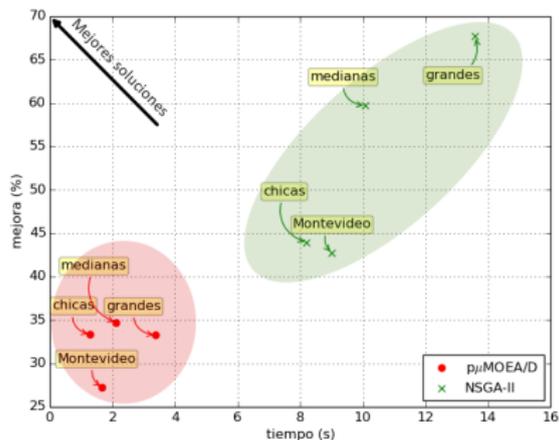
Buena convergencia y diversidad en las soluciones encontradas.

# Frentes de Pareto: $p\mu$ MOEA/D vs. NSGA-II

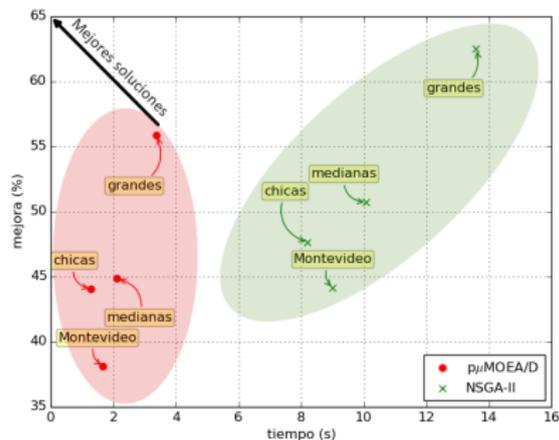


**NSGA-II alcanza mejores soluciones:** mayor cantidad de puntos no dominados, mejor distribuidos a lo largo del frente

# Mejora frente a algoritmos ávidos vs. tiempo de ejecución



costo



demora

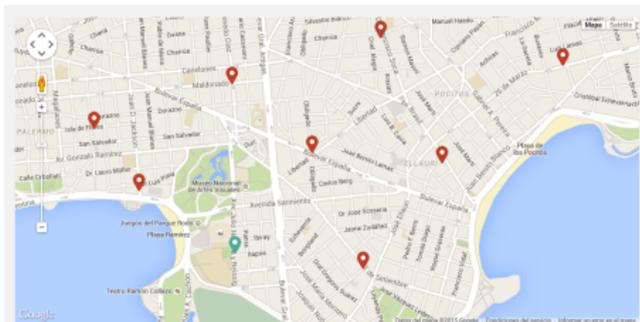
*NSGA-II* alcanza mejores soluciones pero requiere de un mayor tiempo de ejecución que *p $\mu$ MOEA/D*

- 1 Definición del problema
- 2 Implementación
- 3 Evaluación experimental
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea**
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

# Planificador de viajes compartidos en línea

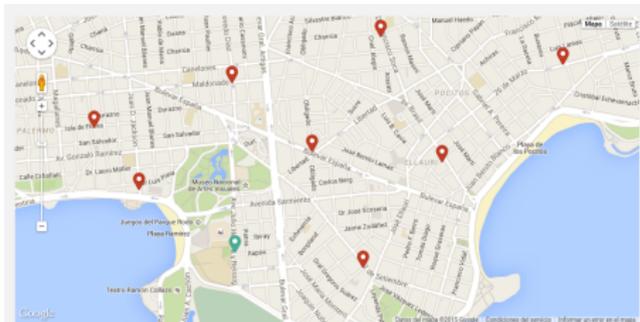
- Se ingresa el origen, los destinos y la tarifa (diurna/nocturna)

- Se ejecuta el AE y se muestra la planificación calculada

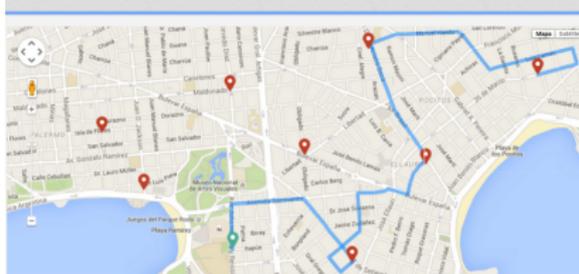


# Planificador de viajes compartidos en línea

- Se ingresa el origen, los destinos y la tarifa (diurna/nocturna)



- Se ejecuta el AE y se muestra la planificación calculada



- 1 Definición del problema
- 2 Implementación
- 3 Evaluación experimental
- 4 Planificador de viajes compartidos en línea
- 5 Conclusiones y trabajo futuro

- Se relevó la literatura relacionada, se presentaron **dos** variantes del problema y se implementaron **cuatro** AE
- El análisis experimental se realizó sobre **instancias realistas** comparando contra algoritmos ávidos
- Variante monoobjetivo: mejoras en costo de hasta **35.9 %** (seqEA) y **41.0 %** (p $\mu$ EA) sobre algoritmo ávido
- Variante multiobjetivo: mejoras de hasta **72.8 %** y **101.2 %** (p $\mu$ MOEA/D); **75.1 %** y **105.2 %** (NSGA-II) en costo y demora sobre algoritmos ávidos
- Planificador de viajes compartidos en taxis ([www.mepaseaste.uy](http://www.mepaseaste.uy))

- Se relevó la literatura relacionada, se presentaron **dos** variantes del problema y se implementaron **cuatro** AE
- El análisis experimental se realizó sobre **instancias realistas** comparando contra algoritmos ávidos
- Variante monoobjetivo: mejoras en costo de hasta **35.9 %** (seqEA) y **41.0 %** (p $\mu$ EA) sobre algoritmo ávido
- Variante multiobjetivo: mejoras de hasta **72.8 %** y **101.2 %** (p $\mu$ MOEA/D); **75.1 %** y **105.2 %** (NSGA-II) en costo y demora sobre algoritmos ávidos
- Planificador de viajes compartidos en taxis ([www.mepaseaste.uy](http://www.mepaseaste.uy))

- Se relevó la literatura relacionada, se presentaron **dos** variantes del problema y se implementaron **cuatro** AE
- El análisis experimental se realizó sobre **instancias realistas** comparando contra algoritmos ávidos
- Variante monoobjetivo: mejoras en costo de hasta **35.9%** (seqEA) y **41.0%** (p $\mu$ EA) sobre algoritmo ávido
- Variante multiobjetivo: mejoras de hasta **72.8%** y **101.2%** (p $\mu$ MOEA/D); **75.1%** y **105.2%** (NSGA-II) en costo y demora sobre algoritmos ávidos
- Planificador de viajes compartidos en taxis ([www.mepaseaste.uy](http://www.mepaseaste.uy))

- Se relevó la literatura relacionada, se presentaron **dos** variantes del problema y se implementaron **cuatro** AE
- El análisis experimental se realizó sobre **instancias realistas** comparando contra algoritmos ávidos
- Variante monoobjetivo: mejoras en costo de hasta **35.9%** (seqEA) y **41.0%** (p $\mu$ EA) sobre algoritmo ávido
- Variante multiobjetivo: mejoras de hasta **72.8%** y **101.2%** (p $\mu$ MOEA/D); **75.1%** y **105.2%** (NSGA-II) en costo y demora sobre algoritmos ávidos
- Planificador de viajes compartidos en taxis ([www.mepaseaste.uy](http://www.mepaseaste.uy))

## Mejoras en los AE

- Implementar NSGA-II con subpoblaciones distribuidas
- Incorporar **datos realistas del tráfico**
- Incorporar datos de la **disponibilidad de los taxis** en tiempo real

## Mejoras en el planificador de viajes compartidos

- Mejorar la experiencia de usuario
- Desarrollar versiones para Android y Windows Phone
- Soportar la variante multiobjetivo

## Problemas relacionados

- Estudiar otras variantes del problema (many-to-one, many-to-many)
- Estudiar la aplicabilidad de los AE a otros escenarios

- Fagúndez G.; Massobrio R.; Neschachnow S., **“Online taxi sharing optimization using evolutionary algorithms”**, 40 ° Conferencia Latinoamericana en Informática (CLEI 2014), Montevideo, Uruguay.
- Massobrio R., Fagúndez G., Neschachnow S., **“A parallel micro evolutionary algorithm for taxi sharing optimization”**, VIII ALIO/EURO Workshop on Applied Combinatorial Optimization, Montevideo, Uruguay.
- Massobrio R.; Fagúndez G.; Neschachnow S., **“Planificación multiobjetivo de viajes compartidos en taxis utilizando un micro algoritmo evolutivo paralelo”**, X Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB 2015), Mérida–Almendralejo, Spain.
- Massobrio R.; Neschachnow S.; Fagúndez G., **“Multiobjective taxi sharing optimization using the NSGA-II evolutionary algorithm”**, 11<sup>th</sup> Metaheuristic International Conference (MIC 2015), Agadir, Morocco.
- Massobrio R.; Fagúndez G.; Neschachnow S., **“Multiobjective evolutionary algorithms for the taxi sharing problem”**, International Journal of Metaheuristics (IJMHeur) (enviado, en revisión)

**Aplicación web:** [www.mepaseaste.uy](http://www.mepaseaste.uy)

**Sitio:** [www.fing.edu.uy/inco/grupos/cecal/hpc/AG-Taxi/](http://www.fing.edu.uy/inco/grupos/cecal/hpc/AG-Taxi/)