

**SISTEDES 2019**

Jornadas de la Sociedad de Ingeniería de Software y Tecnologías de Desarrollo de Software  
Del 2 al 4 de septiembre de 2019, Cáceres, Extremadura, España

# Resource optimization of container orchestration: a case study in multi-cloud microservices-based applications

Publicado en Journal of Supercomputing (2018), Q2,  
<https://doi.org/10.1007/s11227-018-2345-2>

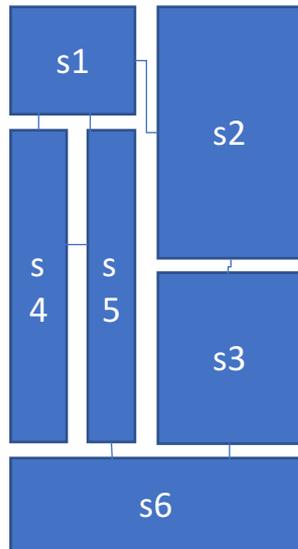
Carlos Guerrero, **Isaac Lera**, Carlos Juiz  
Department of Computer Science,  
University of Balearic Islands, Spain  
[isaac.lera@uib.es](mailto:isaac.lera@uib.es)



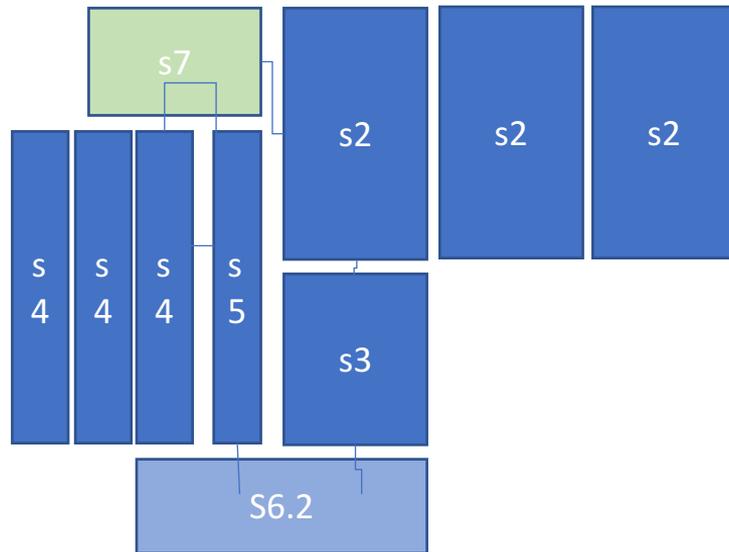
**Universitat de les  
Illes Balears**

# ¿En qué consiste una aplicación basada en microservicios?

Es un estilo de desarrollo



Pequeños  
Independientes  
Comunicación por mensajes



Beneficios:

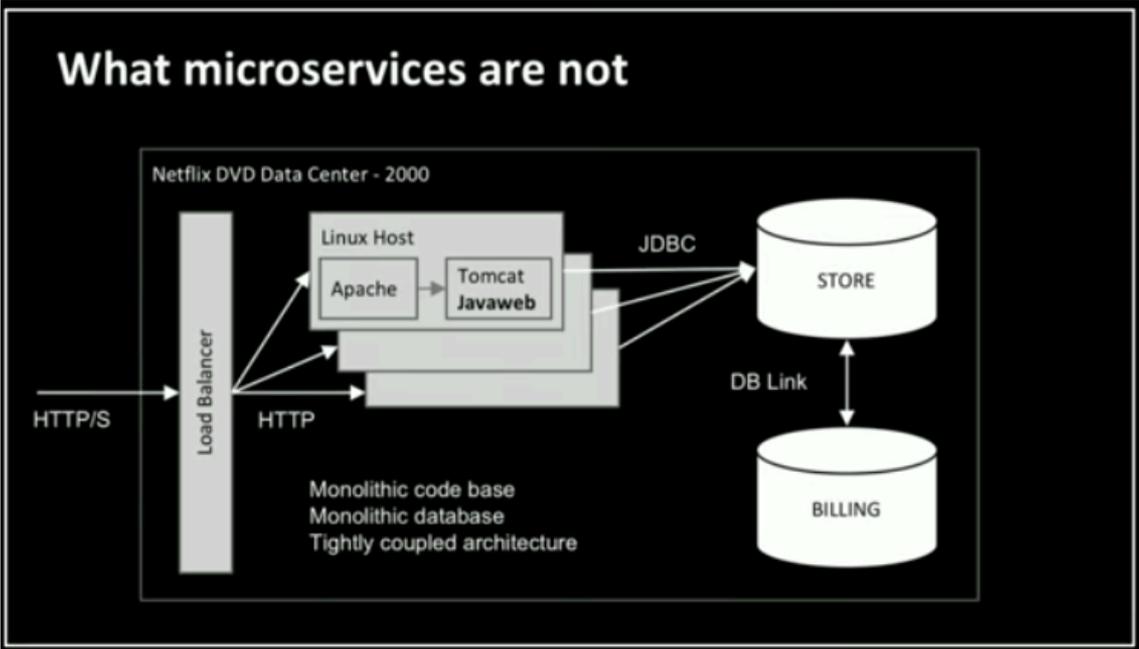
- Separación de conceptos: "Ciclo de vida" independiente
- Escalado horizontal o por particionamiento de carga de trabajo
- Virtualización y elasticidad

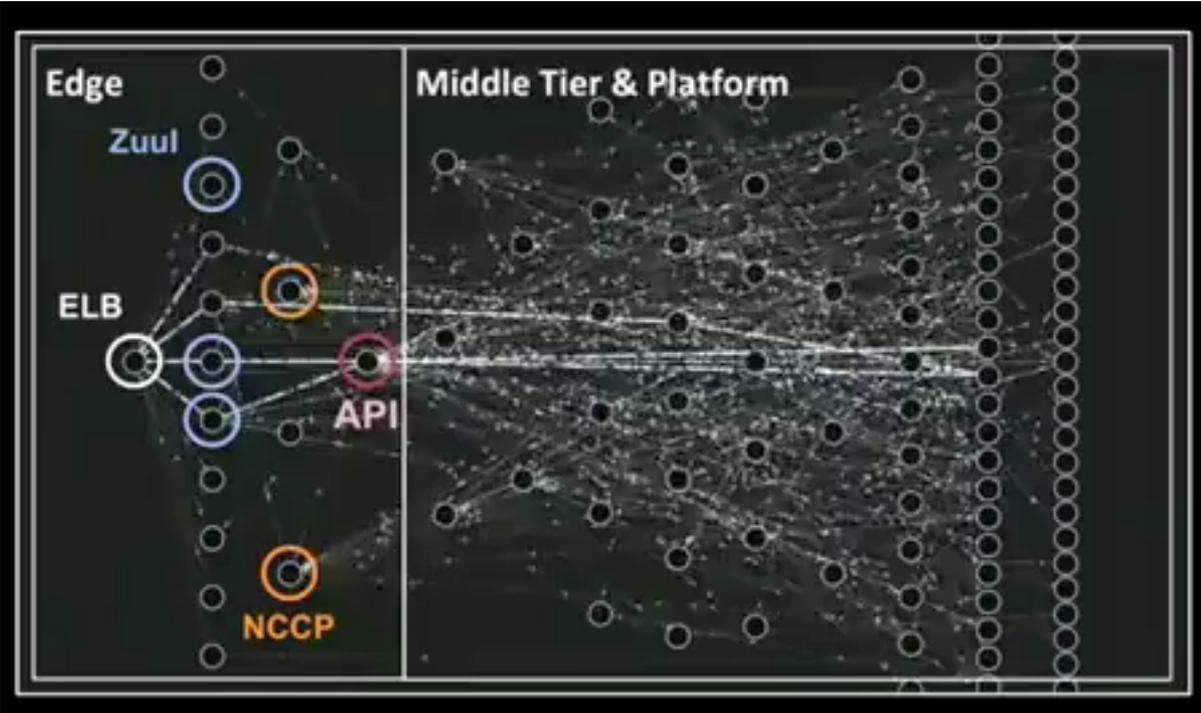
Martin Fowler

<https://martinfowler.com/articles/microservices.html>



## What microservices are not

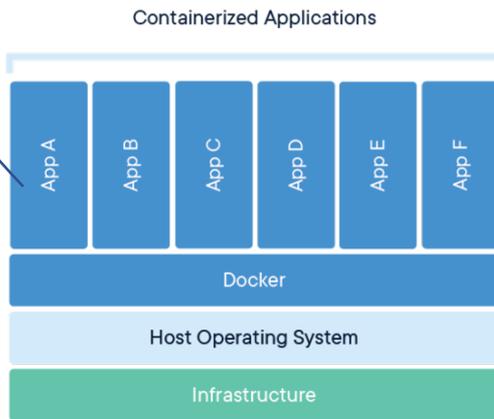
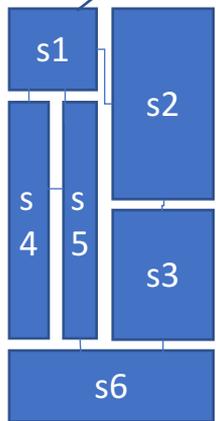




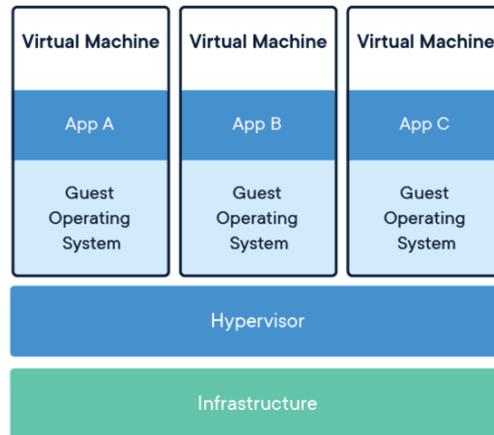
# Cada microservicio se suele desplegar en un "Container"



docker



vs/ &



<https://www.docker.com>

DESPLIEGUE



**Amazon EKS**  
Amazon EKS makes it easy to run Kubernetes on AWS



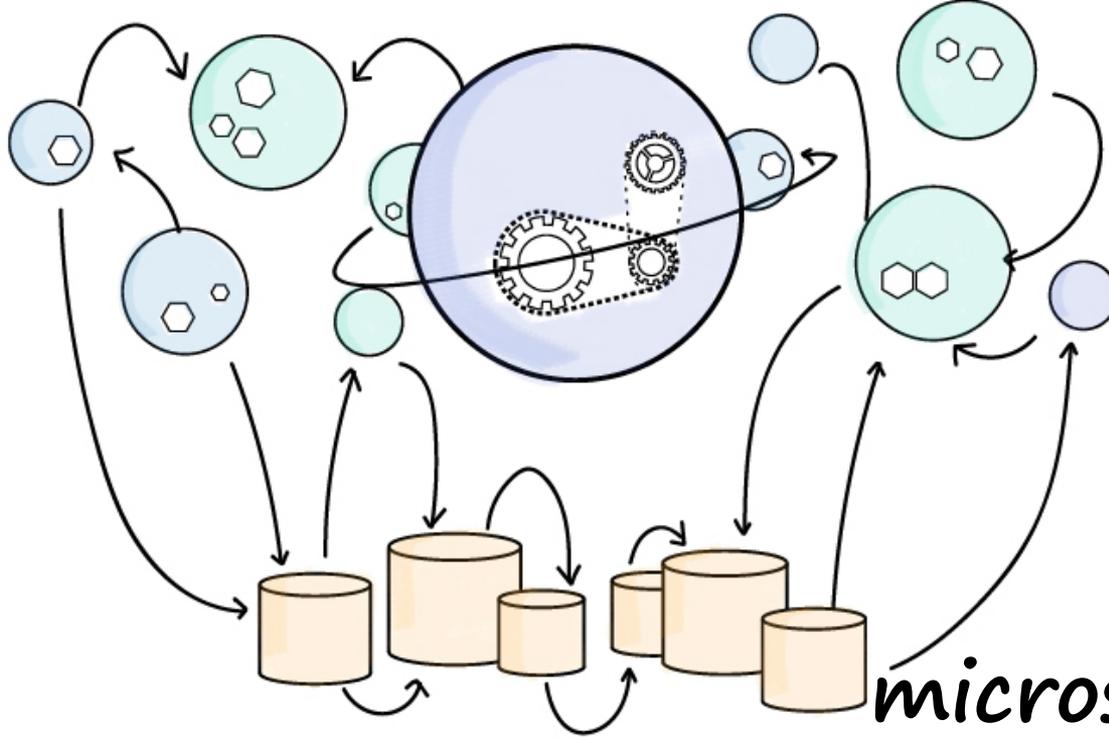
Google Cloud



# Sistemas de Software altamente distribuidos

multi-componente

infraestructura



microservicios

# Cumplimiento de Requerimientos no funcionales



**NP-hard**

# Nuestra pregunta de investigación

¿

**Podemos implementar una multi-optimización de recursos en la orquestación de containers en multi-cloud, que minimice:**

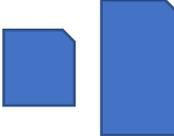
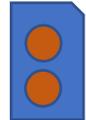
1. El coste económico del despliegue 
2. La latencia de red entre las comunicaciones de microservicios 
3. El tiempo de recuperación en caso de fallo de una instancia 

?

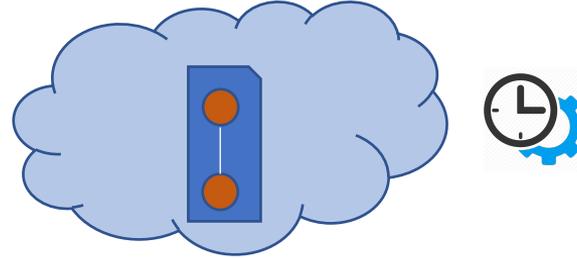
Comparar dos alternativas de optimización:

- a) un algoritmo voraz (greedy) y
- b) un algoritmo evolutivo: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

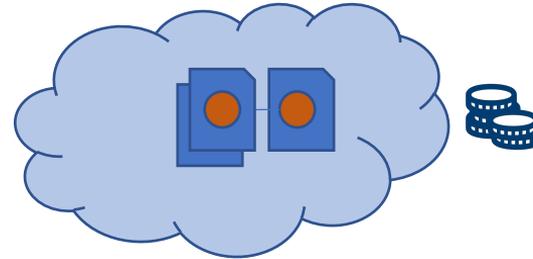
# Supuesto

- Proveedores de cloud 
- Cada proveedor ofrece diferentes plantillas de VM,  $\langle \text{coste}, \text{recursos} \rangle$   

- Los microservicios se encapsulan en containers que a su vez se despliegan en VM.  


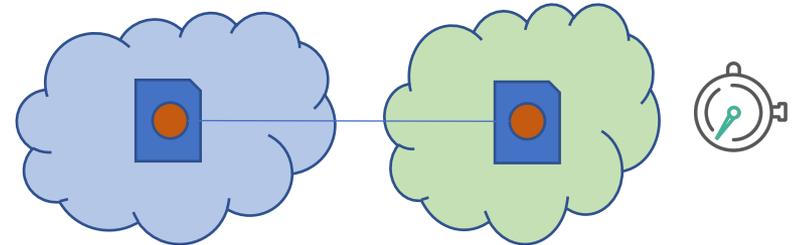
## Situación A



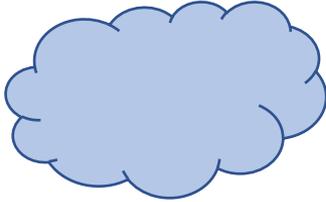
## Situación B



## Situación C



# Definición del problema



- Proveedor de cloud:  $prov_n$
- Latencia entre prov.:  $L_{n,n'}$
- Tipos de VM:  $VMT_{n,i}$
- Coste de VM:  $C_{n,i}$



- Instancia de VM:  $vm_{n,i}^j$
- Recursos disponibles:  $R_{n,i}^{avail}$
- Utilización:  $U[vm_{n,i}^j]$



- Microservicio y para app x:  $ms_{x,y}$
- Instancia MS:  $msi_{x,y}^z$
- Recursos computacional y almacenamiento:  
 $R_{x,y}^{req}$  y  $R_{x,y}^{str}$
- $T_{x,y}^{start}$  – tiempo de arranque
- $T_{x,y}^{dwnld}$  – tiempo de descarga
- T – reparación en VM y en Proveedor

$alloc[msi_{x,y}^z]$   $store[msi_{x,y}^z]$  – Ubicación del MS y Ubicación del VM

# Calculo del coste



$$C_{total} = \sum_{vmi_{n,i}^j}^j C_{n,i} \times U \left[ vmi_{n,i}^j \right]$$

# Calculo de la latencia



$$L_{total} = \sum_{msi_{x,y}^z} \left[ \sum_{ms_{x,y'} \in MS_{x,y}^{cons}} \min(L_{n,n'}) \right]$$
$$as\ alloc \left[ msi_{x,y}^z \right] = prov_n \wedge prov_{n'} = alloc \left[ msi_{x,y'}^{z'} \right] \forall msi_{x,y'}^{z'} \in MS_{x,y}^{cons}$$

(3)

# Calculo del tiempo de reparación



$$T^{repair} = \sum_{msi_{x,y}^z} \left[ T_{vm}^{repair} [msi_{x,y}^z] + T_{provider}^{repair} [msi_{x,y}^z] \right] \quad (4)$$

$$T_{vm}^{repair} [msi_{x,y}^z] = \begin{cases} 0.0, & \text{if } \exists msi_{x,y}^z \wedge msi_{x,y}^{z'} \\ & | alloc [msi_{x,y}^z] \neq alloc [msi_{x,y}^{z'}] \\ T_{x,y}^{start}, & \text{if } \exists msi_{x,y}^z \wedge msi_{x,y}^{z'} \\ & | alloc [msi_{x,y}^z] \neq store [msi_{x,y}^{z'}] \\ T_{x,y}^{start} + T_{x,y}^{dwld}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

# Optimización múltiple



By minimizing:

$$C_{total} \wedge L_{total} \wedge T^{repair}$$

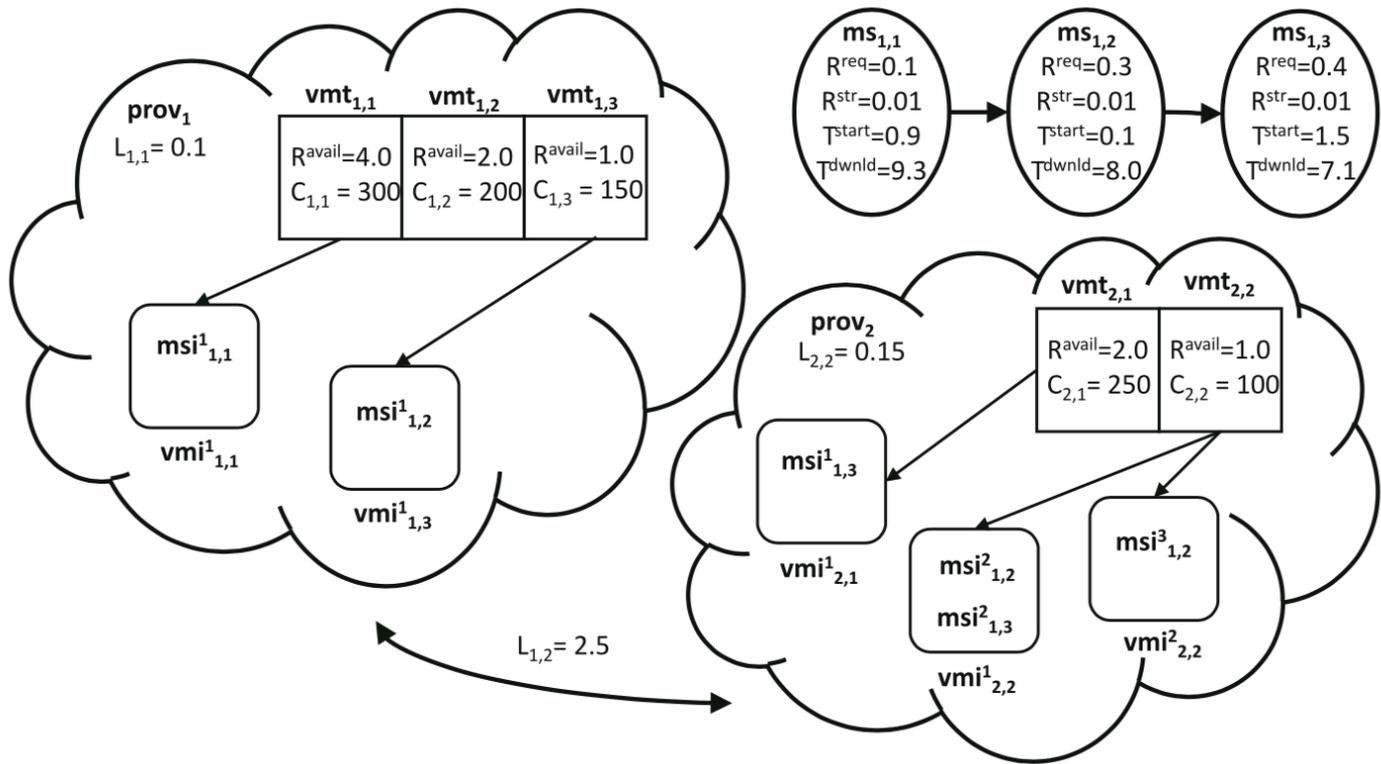
Subject to the constraints:

$$size(|msi_{x,y}^z|) > 1 \quad \forall ms_{x,y}$$

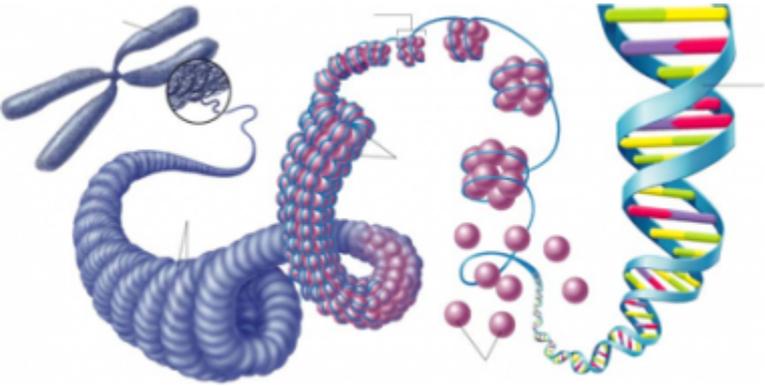
$$U[vmi_j(n, i)] < R_{n,i}^{avail} \quad \forall vmi_{n,i}^j$$

$$U[vmi_{n,i}^j] = \sum_{alloc[msi_{x,y}^z]=vmi_{n,i}^j} R_{x,y}^{req} + \sum_{store[msi_{x,y}^z]=vmi_{n,i}^j} R_{x,y}^{str}$$

# Supuesto reformulado



# Multioptimización (A)



## Algoritmos Genéticos

Propuestas (meta-)heurísticas para obtener rankings de despliegues elegibles como soluciones al problema de optimización

---

### Algorithm 1 Multi-objective optimization algorithm [12]

---

```
1: procedure NSGA- II
2:   populationSize  $\leftarrow$  200
3:   generationNumber  $\leftarrow$  250
4:   mutationProb  $\leftarrow$  0.25
5:    $P_t \leftarrow \text{generateRandomPopulation}(\text{populationSize})$ 
6:   fitness  $\leftarrow \text{calculateFitness}(P_t)$ 
7:   fronts  $\leftarrow \text{calculateFronts}(P_t, \text{fitness})$ 
8:   distances  $\leftarrow \text{calculateCrowding}(P_t, \text{fronts}, \text{fitness})$ 
9:   for  $i < \text{generationNumber}$  do
10:     $P_{off} = \emptyset$ 
11:    for  $j < \text{populationSize}$  do
12:      father1, father2  $\leftarrow \text{binaryTournamentSelect}(P_t, \text{fronts}, \text{distances})$ 
13:      child1, child2  $\leftarrow \text{crossover}(\text{father1}, \text{father2})$ 
14:      if  $\text{random}() < \text{mutationProb}$  then  $\text{mutate}(\text{child1}), \text{mutate}(\text{child2})$ 
15:       $P_{off} = P_{off} \cup \{\text{child1}, \text{child2}\}$ 
16:     $P_{off} = P_{off} \cup P_t$ 
17:    fitness  $\leftarrow \text{calculateFitness}(P_t)$ 
18:    fronts  $\leftarrow \text{calculateFronts}(P_{off}, \text{fitness})$ 
19:    distances  $\leftarrow \text{calculateCrowding}(P_{off}, \text{fronts}, \text{fitness})$ 
20:     $P_{off} = \text{orderElements}(P_{off}, \text{fronts}, \text{distances})$ 
21:     $P_t = P_{off}[1..\text{populationSize}]$  #the best half
22:  Solution = fronts[1] #the Pareto front
```

---

Población inicial

Selección de emparejamiento

Cruce

Mutaciones

Supervivencia de hijos

Supervivencia de individuos

Solution 1					
<b>vmChromosome</b>					
	1	2	3	4	5
	2	1	3	1	3
<b>msChromosome</b>					
	$vmi^1_{1,2}$	$vmi^2_{1,1}$	$vmi^3_{2,3}$	$vmi^4_{1,1}$	$vmi^5_{2,3}$
$ms_{1,1}$	-1	0	1	1	3
$ms_{1,2}$	0	-1	1	2	0
$ms_{1,3}$	1	3	1	2	1

Solution 2				
<b>vmChromosome</b>				
	1	2	3	4
	3	2	2	2
<b>msChromosome</b>				
	$vmi^1_{2,3}$	$vmi^2_{1,2}$	$vmi^3_{1,2}$	$vmi^4_{1,2}$
$ms_{1,1}$	1	1	-1	3
$ms_{1,2}$	2	0	1	0
$ms_{1,3}$	2	0	-1	0

Children 1					
<b>vmChromosome</b>					
	1	2	3	4	5
	2	2	2	1	3
<b>msChromosome</b>					
	$vmi^1_{1,2}$	$vmi^2_{1,2}$	$vmi^3_{1,2}$	$vmi^4_{1,1}$	$vmi^5_{2,3}$
$ms_{1,1}$	-1	1	-1	1	3
$ms_{1,2}$	0	0	1	2	0
$ms_{1,3}$	1	0	-1	2	1

Children 2				
<b>vmChromosome</b>				
	1	2	3	4
	3	1	3	2
<b>msChromosome</b>				
	$vmi^1_{2,3}$	$vmi^2_{1,1}$	$vmi^3_{2,3}$	$vmi^4_{1,2}$
$ms_{1,1}$	1	0	1	3
$ms_{1,2}$	2	-1	1	0
$ms_{1,3}$	2	3	1	0

**Cross-over**

# Función Fitness

Dado un conjunto de asignaciones de microservicios y VM sobre una infraestructura:

*num. objectives*

$$\sum_i \omega_i \times \theta_i \times i$$
$$= \frac{1}{3} \times \theta_{C_{total}} \times C_{total} + \frac{1}{3} \times \theta_{L_{total}} \times L_{total} + \frac{1}{3} \times \theta_{T^{repair}} \times T^{repair} \quad ($$

# Multioptimización (B)



## Algoritmos Voraces

Propuestas (meta-)heurísticas donde en cada paso local se selecciona la solución óptima con la esperanza de obtener una solución óptima a nivel general

---

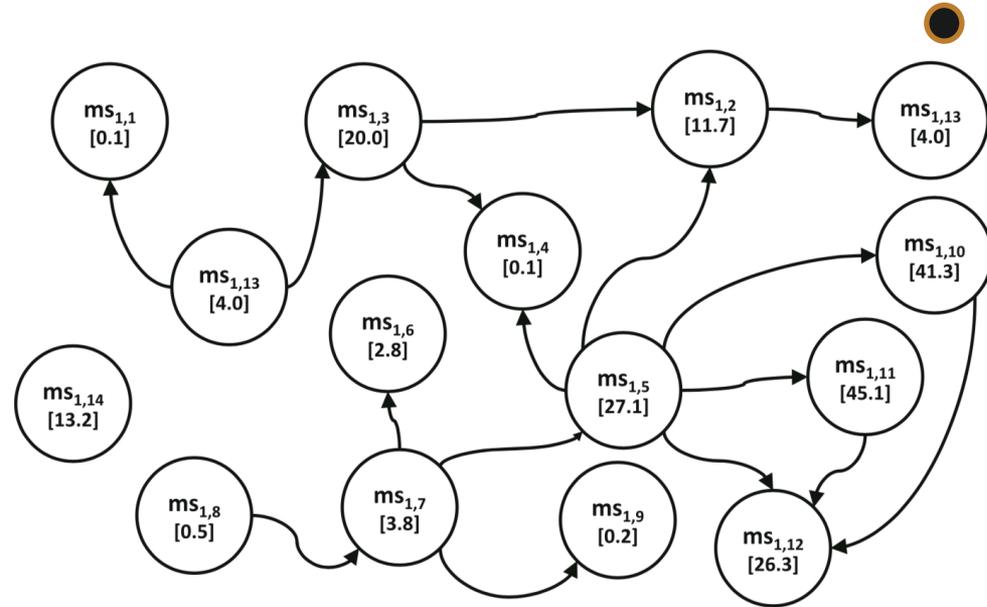
### Algorithm 2 Greedy First-Fit algorithm

---

```
1: procedure FINDALLOCATION( $ms$ )
2:   for  $vm$  in  $|vmt_{n,i}^j|$  do
3:     if  $usage(vm) + resources(ms) < capacity(vm)$  then return  $vm$ 
4:   if not allocated then
5:      $vmTypePreference = weightedSumObjectiveEvaluation(ms, |vmt_{n,i}|)$ 
6:      $bestVmType = \min(vmTypePreference)$ 
7:     return  $newVMInstance(bestVmType)$ 
8: procedure GREEDY
9:    $solution = \emptyset$ 
10:  for  $ms$  in  $shuffle(|ms_{x,y}|)$  do
11:     $vm = findAllocation(ms)$ 
12:     $solution+ = allocation(ms, vm)$ 
13:   $scalingLimit = 1000$ 
14:   $incrementalSolution = solution$ 
15:  for 1 to  $scalingLimit$  do
16:     $ms = random(|ms_{x,y}|)$ 
17:     $vm = findAllocation(ms)$ 
18:     $incrementalSolution+ = random[allocation(ms, vm) \text{ or } store(ms, vm)]$ 
19:    if  $fitness(solution) > fitness(incrementalSolution)$  then
20:       $solution = incrementalSolution$ 
21:  return  $solution$ 
```

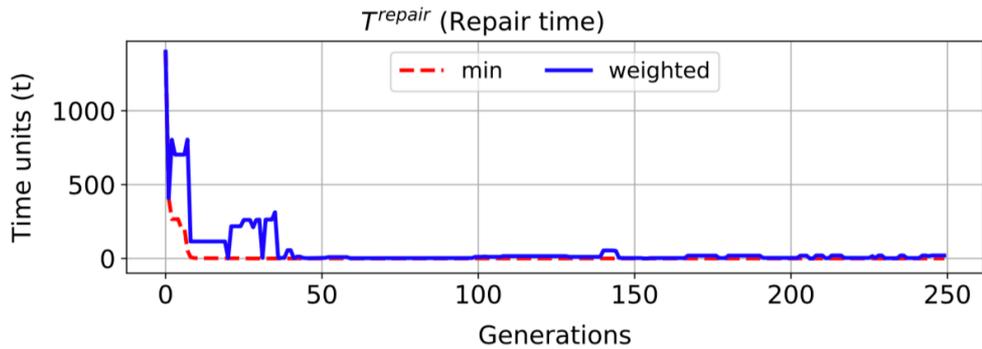
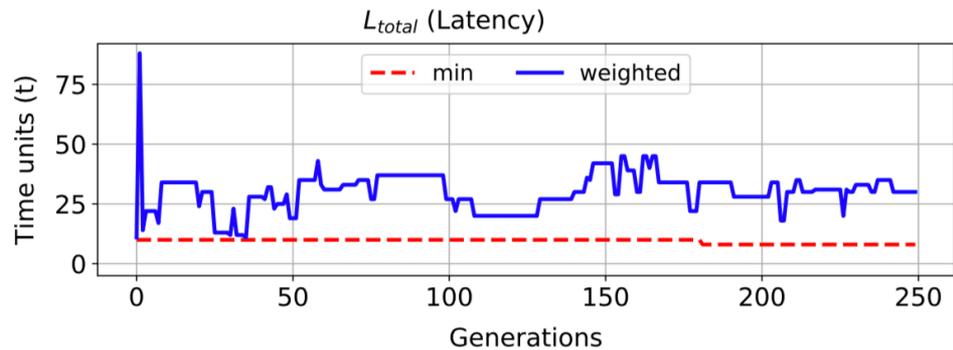
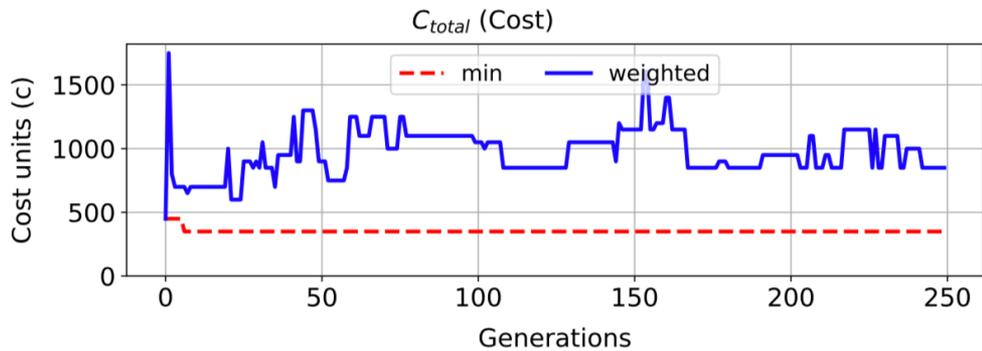
---

# Evaluación experimental

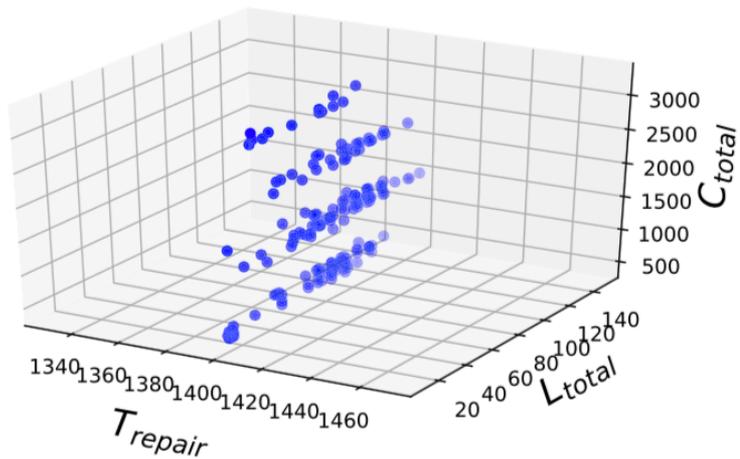


VM type	Provider $prov_n$	Capacity (%cpu) $R_{n,i}^{avail}$	Cost (c) $C_{n,i}$
$vmt_{1,1}$	1	100.0	100.0
$vmt_{1,2}$	1	200.0	150.0
$vmt_{2,3}$	2	400.0	250.0
$vmt_{3,4}$	3	800.0	1000.0

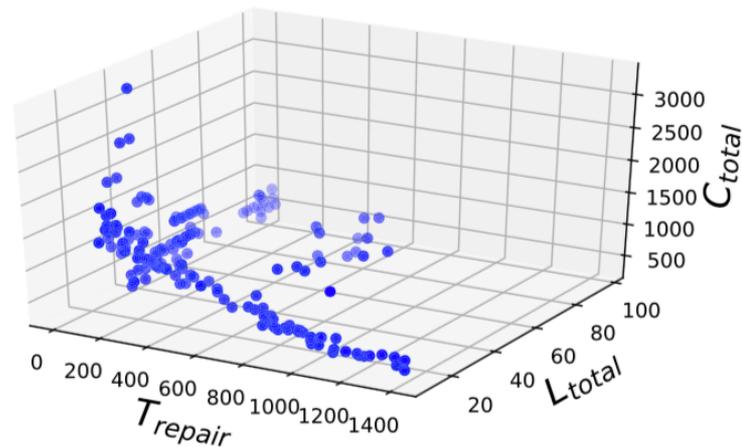
Parameter multipliers			Greedy			NSGA-II		
$C_{n,i}$	$R_{n,i}^{avail}$	$L_{n,n'}$	$T^{repair}$ (t)	$L_{total}$ (t)	$C_{total}$ (c)	$T^{repair}$ (t)	$L_{total}$ (t)	$C_{total}$ (c)
x1.0	x1.0	x1.0	1400	0	250	22	33	800
x2.0	x1.0	x1.0	0	65	4700	20	24	1600
x3.0	x1.0	x1.0	0	74	13,500	2	35	2850
x4.0	x1.0	x1.0	0	43	15,400	19	6	7600
x5.0	x1.0	x1.0	0	48	14,250	22	8	4750
x1.0	x2.0	x1.0	0	41	1300	0	23	950
x1.0	x3.0	x1.0	0	28	850	52	0	500
x1.0	x4.0	x1.0	700	0	500	12	0	700
x1.0	x5.0	x1.0	700	0	500	21	29	700
x1.0	x1.0	x2.0	0	106	1750	0	16	950
x1.0	x1.0	x3.0	0	114	2850	16	66	1850
x1.0	x1.0	x4.0	1400	0	250	24	20	750
x1.0	x1.0	x5.0	1400	0	250	4	45	850



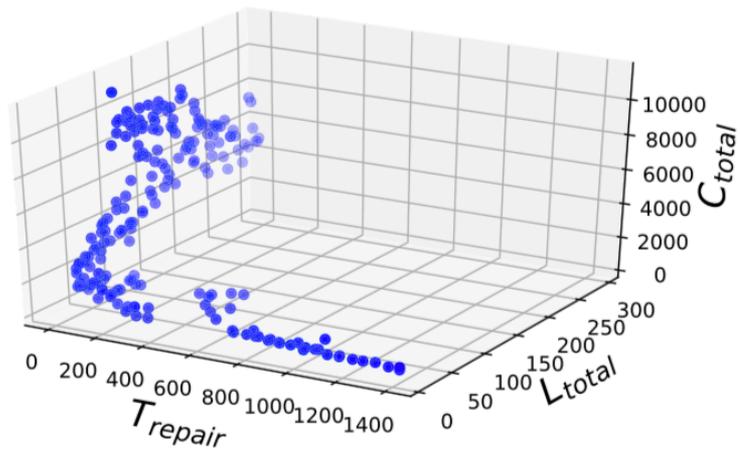
Generation 0



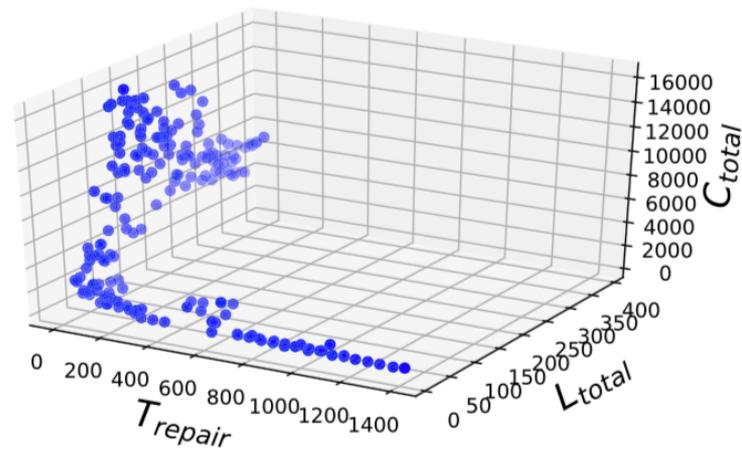
Generation 30



Generation 60



Generation 90



# Conclusiones

- Los resultados muestran que NSGA-II obtiene valores objetivo en tan solo 200 generaciones con una población de 200 individuos.
- Las soluciones por NSGA-II son siempre mejores que por nuestra aproximación voraz. La propuesta evolutiva obtiene un ratio medio de mejora de 4.09 (309%) en comparación con los resultados de la aproximación voraz.
- Posibilidad de una implementación real: VMWare, OpenNebula, HashiCorp Nomad, etc.

## **Futuro trabajo**

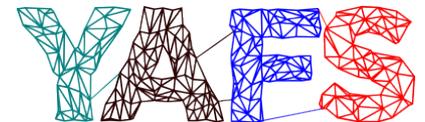
- NSGA-II con otros algoritmos evolutivos como: Firefly o Bat.
- NSGA-II sobre otras tecnologías cloud: serverless, fog computing,..



# Energy and performance optimization for resource and data management in Cloud of Things with Semantic Networks. TIN2017-88547-P (MINECO/AEI/FEDER, UE).

<http://ordcot.uib.es/>

- ❖ *Carlos Guerrero, Isaac Lera, Carlos Juiz*, Evaluation and efficiency comparison of evolutionary algorithms for service placement optimization in fog architectures, *Future Generation Computer Systems, Volume 97, 2019, Pages 131-144, ISSN 0167-739X*,
- ❖ *Isaac Lera and Carlos Guerrero and Carlos Juiz* YAFS: A simulator for IoT scenarios in fog computing. *IEEE Access. vol. 7, no. 1, pp. 91745-91758 (2019)*
- ❖ ...



# Agradecer vuestra atención



Universitat de les  
Illes Balears

Carlos Guerrero, **Isaac Lera**, Carlos Juiz  
Department of Computer Science,  
University of Balearic Islands, Spain

[Carlos.guerrero@uib.es](mailto:Carlos.guerrero@uib.es) || [isaac.lera@uib.es](mailto:isaac.lera@uib.es)

<http://ordcot.uib.es/>