Práctica 11: Frentes de Pareto

3175

30 de abril de 2019

1. Introducción

Las frentes de Pareto reciben el nombre en honor a Vilfredo Pareto, quien fué quien los enunció por primera vez ya que empíricamente observó que las poblaciones se distribuían las pertenencias entre muy pocos, por ejemplo observó que el ochenta porciento de las tierras en Italia le pertenecían al veinte porciento de las personas[1].

2. Objetivo

Analizar por medio de la simulación de polinomios y las soluciones de estos, la distribución de soluciones de pareto utilizando diferente cantidad de funciones objetivo.

3. Metodología

Usando de base el código proporcionado[3], se genera polinomios al azar, los cuales se van a utilizar como restricciones y funciones objetivo, además como parámetros se definieron a contenerlos cinco términos, cuatro variables y un grado máximo de tres. Posteriormente se generan las soluciones iniciales que van a ser evaluadas entre sí para construir así la frente de pareto. Para la práctica se realizaron simulaciones con funciones objetivo difetentes, comenzando con dos hasta llegar a diez, realizando 60 repeticiones para obtener una muestra significativa y generandose al principio 200 y 500 soluciones iniciales. El proceso se paralelizó mediante el uso de la librería Parallel:

```
1
   library (parallel)
   cl <- makeCluster(detectCores()-1)
   clusterExport(cl, funciones)
3
4
   clusterExport(cl, parametros)
   n <- 500 #soluciones iniciales
5
6
   resultados <- data.frame(Funciones = integer(), Replica = integer(),
7
                              SolNoDom = integer(), Porcentage = numeric())
8
   for (k in 2:K) {
9
     clusterExport(cl, "k")
10
     for (r in 1:repeticion) {
11
12
       obj <- parSapply(cl, 1:k, function(i) {
13
          return(list(poli(md, vc, tc)))
14
       })
15
            minim \leftarrow (runif(k) > 0.5)
16
       sign < (1 + -2 * minim)
            clusterExport(cl, c("obj", "sign", "n"))
17
```

```
18
          sol <- matrix(runif(vc * n), nrow=n, ncol=vc)
19
           val <- matrix(parRapply(cl, sol, function(i) {
20
          evaluacion <- double()
21
          for (j in 1:k) { # para todos los objetivos
22
             evaluacion \leftarrow \mathbf{c}(\text{evaluacion}, \text{eval}(\text{obj}[[j]], i, tc))
23
24
          return (evaluacion)
25
        ), nrow=n, ncol=k, byrow = TRUE)
26
27
        datos <- t(parSapply(cl, 1:n, function(i) {
28
          d <- logical()
29
          for (j in 1:n) {
             d \leftarrow c(d, domin.by(sign * val[i,], sign * val[j,], k))
30
31
32
          dominadores <- sum(d)
33
          no.dom <- dominadores == 0 # nadie le domina
34
          return (c (dominadores, no.dom))
35
        }))
```

Finalmente se realizaron 2 gráficas, con 200 y 500 soluciones iniciales, utilizando gráficas de violín y de caja bigote para mayor facilidad visualización[2].

4. Resultados

Los resultados en las figuras 1 y 2, muestran una tendencia marcada al aumento del porcentaje de soluciones no dominadas conforme se aumenta la cantidad de funciones objetivo. Se encontró que los resultados en ambos casos presentan diferencias significativas entre los resultados obtenidos en las diferente cantidad de funciones objetivo, debido a que al realizar la prueba ANOVA el factor de Fisher fue menor a 0.05 en ambos casos.

```
Con 200 resultados
1
2
3
                  Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
4
   Funciones
                       56.40
                                7.051
                                         177.6 < 2e-16 ***
                       21.08
   Residuals
                 531
                                0.040
5
6
7
   Con
         500 resultados
8
                  Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
                                         172.1 < 2e-16 ***
9
   Funciones
                   8
                       59.79
                                7.473
10
   Residuals
                 531
                       23.06
                                0.043
```

5. Conclusiones

Con base en los resultados obtenidos se pueden razonar que al aumentar el número de funciones objetivo aumenta el porcentaje de soluciones dominantes debido a que al buscar más objetivos las soluciones se distrubuyen entre todas éstas disminuyendo la cantidad de competencia directa entre éstas. Evidencia de ésta conclusión se puede observar ya que al aumentar el número de soluciones a 500 en los lugares donde casi se alcanza el cien porciento se distribuye mayormente, aun que con la misma tendencia.

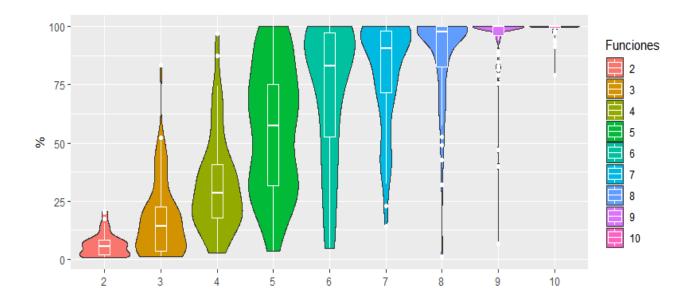


Figura 1: Porcentajes de resultados dominantes encontrados con diferentes funciones objetivo generando 200 soluciones al principio

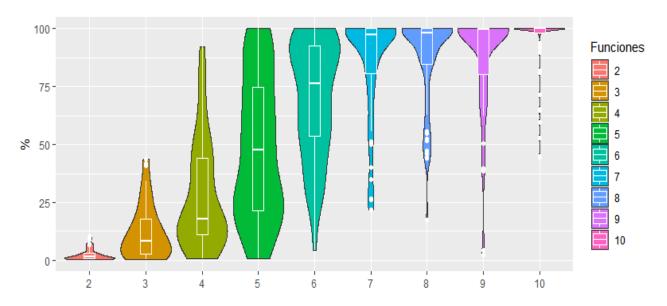


Figura 2: Porcentajes de resultados dominantes encontrados con diferentes funciones objetivo generando 500 soluciones al principio

Referencias

- [1] Gehisy. El diagrama de pareto. Página Web: Calidad y ADR, 2017. URL https://aprendiendocalidadyadr.com/diagrama-de-pareto/.
- [2] Angel Moreno. Frentes de pareto. Repositorio GitHub, 2018. URL https://github.com/angisabel44/Simulation/tree/master/Homework11.

[3]	Elisa Schaeffer. com/teaching/	Práctica 11: Frentes de pareto. comp/par/p11.html.	Página	Web: R	Paralelo,	2019.	URL https://elisa.dyndns-web	