Análisis de variables cuantitativas y cualitativas en la Investigación Científica.

Una perspectiva desde la Ciencia de Datos.

Guillermo Pizarro, gpizarro@ups.edu.ec

Universidad Politécnica Salesiana

15 de diciembre de 2020





CITIC 2020

VIII Congreso Internacional en Tecnologías de Información y Comunicación



Proceso de Diseño de una Investigación Científica

Una investigación requiere de un diseño previo su implementación donde se contemple:

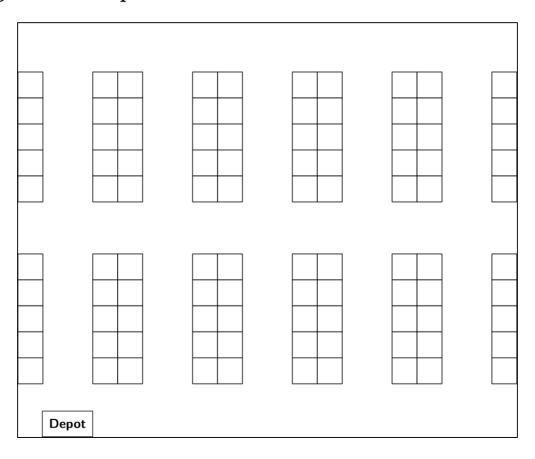
- Enfoque: cuantitativo, cualitativo y mixto.
- Alcance: exploratorio, descriptivo, correlacional y explicativo.
- Diseño: experimentales y no experimentales.
- Planteamiento de Hipótesis.
- Selección de la Muestra: por tipo o por proceso.
- Técnicas de Recolección de datos.
- Análisis de los Datos.

Variables Cuantitativas y Cualitativas

Diseño Expertimental Puro Aleatorio con un Alcance Correlacional

Problema de Investigación

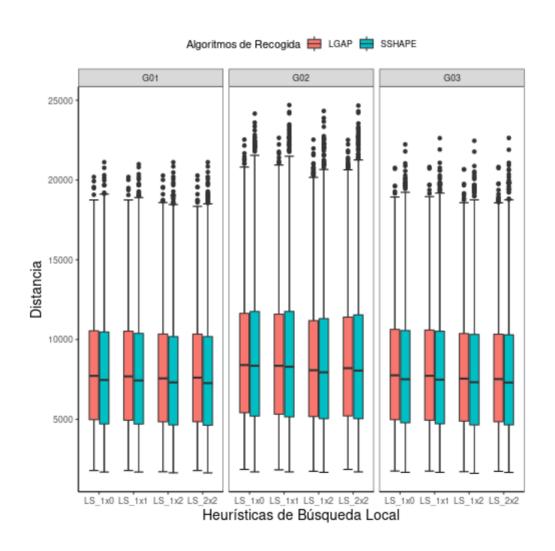
• Optimización del agrupamiento y recogida de pedidos en un almacén rectangular con un pasillo transversal.

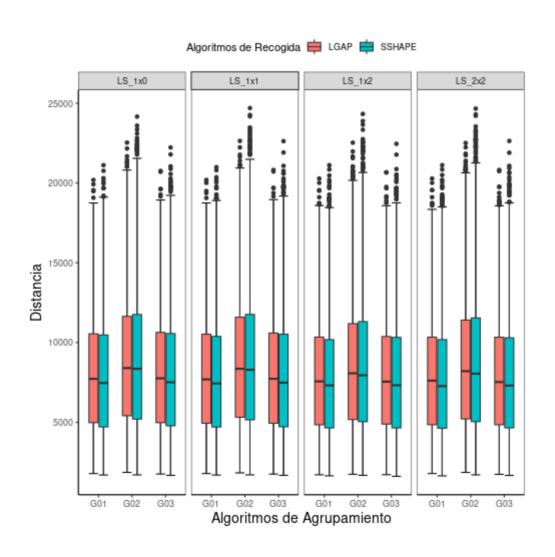


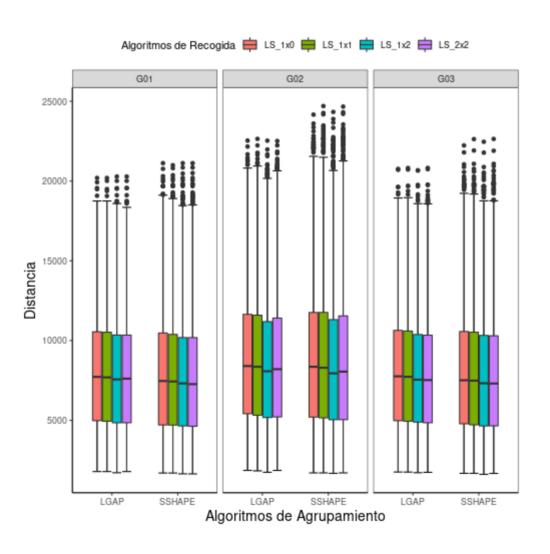
Preguntas de Investigación

- ¿Existen diferencias entre las medias de las distancias con respecto a los algoritmos de agrupamiento de pedidos?
- ¿Existen diferencias entre las medias de las distancias con respecto a los algoritmos de recogida de pedidos?
- ¿Existen diferencias entre las medias de las distancias con respecto a los algoritmos de búsqueda local y sus variaciones?
- ¿La aplicación de los algoritmos heurísticos de búsqueda local inciden en la minimización de la distancia total recorrida con respecto a la distancia total obtenida mediante los algoritmos de agrupamiento y recogida de pedidos?

```
summary(datos)
   obp_algorithm prp_algorithm
                                ls_algorithm
                                                   time
                                                                  capacity_c
##
   G01:11520
                 LGAP :17280
                                              Min.
                                                                  30:8640
##
                                LS 1x0:8640
                                                     :2.937e+05
##
   G02:11520
                 SSHAPE:17280
                                LS 1x1:8640
                                              1st Qu.:3.448e+06
                                                                  45:8640
##
   G03:11520
                                LS 1x2:8640
                                              Median :9.093e+06
                                                                  60:8640
##
                                LS 2x2:8640
                                              Mean
                                                     :2.194e+07
                                                                  75:8640
##
                                              3rd Qu.:2.519e+07
##
                                              Max.
                                                     :2.168e+09
##
                   before_distance after distance
##
     num orders
##
   20
           : 3840
                   Min. : 1676
                                   Min.
                                          : 1612
                   1st Qu.: 5005 1st Qu.: 4926
##
   30
          : 3840
##
           : 3840
                   Median: 7871
                                   Median: 7749
   40
##
   50
          : 3840
                   Mean : 8422
                                   Mean
                                          : 8297
##
   60
           : 3840
                   3rd Ou.:10976
                                   3rd Ou.:10789
##
   70
           : 3840
                   Max. :24698
                                   Max.
                                          :24698
##
    (Other):11520
```







Aquí se puede conocer que el algoritmo que minimiza la distancia, sería la siguiente combinación: Greedy-03 + SShape + Local Search 1x2.

```
## # A tibble: 10 x 6
## # Groups:
              obp_algorithm, prp_algorithm [3]
     obp_algorithm prp_algorithm ls_algorithm PROMEDIO DESVIACION MINIMO
##
     <fct>
                    <fct>
                                  <fct>
                                                  <fdb>>
                                                             <dbl>
                                                                    <dbl>
##
##
   1 G03
                   SSHAPE
                                 LS 1x2
                                                  7957.
                                                             4175.
                                                                     1612
   2 G01
                                 LS 2x2
                                                  7875.
                                                            4088.
                                                                     1642
##
                   SSHAPE
##
   3 G01
                   SSHAPE
                                 LS 1x2
                                                  7875.
                                                            4072.
                                                                     1646
   4 G03
                                 LS 2x2
##
                                                 7942.
                                                            4221.
                                                                     1670
                   SSHAPE
##
   5 G02
                   SSHAPE
                                 LS 1x2
                                                  8745.
                                                            4782.
                                                                     1676
   6 G03
                                 LS 1x0
##
                   SSHAPE
                                                  8125.
                                                            4229.
                                                                     1676
##
   7 G03
                   SSHAPE
                                 LS_1x1
                                                  8092.
                                                            4234.
                                                                     1676
##
   8 G01
                   SSHAPE
                                 LS 1x0
                                                  8008.
                                                                     1694
                                                            4104.
##
   9 G01
                   SSHAPE
                                 LS 1x1
                                                  7975.
                                                             4100.
                                                                     1694
## 10 G02
                   SSHAPE
                                  LS 1x1
                                                                     1704
                                                  9032.
                                                             4910.
```

Análisis Inferencial

Dado que se desea conocer si la aplicación de los algoritmos heurísticos de búsqueda local en alguna de sus variaciones (1x1, 1x2, 2x2 o 2x3) iniciden en minimizar la distancia recorrida; se necesita verificar esta hipótesis estadísticamente.

Para realizar este procedimiento, es necesario verificar algunos supuestos; tales como:

- **Supuesto de independencia**, este supuesto se cumple, dado que en la simulación computacional se obtuvieron observaciones independientes;
- **Supuesto de Normalidad**, los datos de las distancias tendrían que tener una distribución normal.
- **Supuesto de Homocedastecidad**, sería la homogeneidad de la varianza de la variable dependiente entre los grupos.

Verificación del supuesto de Normalidad

Se puede verificar gráficamente si existe normalidad en los datos, mediante el gráfico de la densidad o el histograma de las distancias.

Verificación del supuesto de Normalidad

Verificación de normalidad mediante la prueba de Lilliefors.

```
##
## Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test
##
## data: datos$after_distance
## D = 0.061849, p-value < 2.2e-16</pre>
```

En este caso, la Ho es que los datos son normales; sin embargo, el valor de p es muy cercano a cero lo que permite concluir que se rechaza la Ho; por tanto, los datos **no son normales**.

Otra alternativa: Pruebas No Paramétricas

Dado que no se puede utilizar una prueba paramétrica, se puede utilizar una prueba no paramétrica; sin embargo, para esto es necesario realizar la verificación del **supuesto de la homocedastecidad**.

Supuesto de Homocedastecidad

A continuación, la realiza la prueba de Bartlett.

```
bartlett.test(data=datos, before_distance ~ obp_algorithm)

##

## Bartlett test of homogeneity of variances

##

## data: before_distance by obp_algorithm

## Bartlett's K-squared = 366.1, df = 2, p-value < 2.2e-16</pre>
```

La Ho es que existe homogeneidad en la varianza; sin embargo, el valor de p es muy cercano a cero; por tanto, existe evidencia estadística para rechazar la Ho; es decir, no se cumple este supuesto tampoco.

Dado que no se cumplieron los supuestos de normalidad ni de homocedastecidad, se debe utilizar una prueba robusta.

Primero utilizaremos la alternativa ANOVA Robusta (con la media recortada en un 20%), donde la Ho define que las medias de cada grupo son iguales.

```
tlway(before_distance ~ obp_algorithm, data = datos)

## Call:
## tlway(formula = before_distance ~ obp_algorithm, data = datos)
##

## Test statistic: F = 101.493
## Degrees of freedom 1: 2
## Degrees of freedom 2: 13776.19
## p-value: 0
##

## Explanatory measure of effect size: 0.1
## Bootstrap CI: [0.09; 0.12]
```

Dado que el valor de p es muy cercano a cero, se rechaza la Ho; por lo tanto, las medias de los diferentes grupos son diferentes.

Si deseamos revisar de manera detallada las similitudes entre cada grupo, se detalla lo siguiente:

```
lincon(before_distance ~ obp_algorithm, data = datos)

## Call:
## lincon(formula = before_distance ~ obp_algorithm, data = datos)
##

## psihat ci.lower ci.upper p.value
## G01 vs. G02 -827.61690 -978.9798 -676.25400 0.00000
## G01 vs. G03 -59.69676 -201.5794 82.18588 0.31463
## G02 vs. G03 767.92014 615.6355 920.20480 0.00000
```

Se puede ver que las medias entre los algoritmos de agrupamiento Greedy-01 y Greedy-03 son similares, como se verificó visualmente.

En esta prueba se rechaza la Ho; por lo tanto, las medias de los grupos no son iguales.

```
t1way(before_distance ~ prp_algorithm, data = datos)

## Call:
## t1way(formula = before_distance ~ prp_algorithm, data = datos)
##

## Test statistic: F = 10.4167
## Degrees of freedom 1: 1
## Degrees of freedom 2: 20725.73
## p-value: 0.00125
##

## Explanatory measure of effect size: 0.03
## Bootstrap CI: [0.01; 0.04]
```

En esta prueba se acepta la Ho; por lo tanto, las medias de los grupos son iguales.

```
t1way(before_distance ~ ls_algorithm, data = datos)

## Call:
## t1way(formula = before_distance ~ ls_algorithm, data = datos)
##

## Test statistic: F = 0
## Degrees of freedom 1: 3
## Degrees of freedom 2: 11517.78
## p-value: 1
##

## Explanatory measure of effect size: 0
## Bootstrap CI: [0; 0.02]
```

Si deseamos revisar de manera detallada las similitudes entre cada grupo, se realiza la siguiente prueba:

Se verifica la similitud entre todos los grupos.

Prueba YUEND Robusta

Esta prueba se realiza para dos muestras dependientes:

Se rechaza la Ho; por lo tanto, las medias no son iguales; además, se puede inferir que la media de la distancia anterior es mayor a la distancia donde se han aplicado los algoritmos de búsqueda local; por lo tanto, si incide la aplicación de los algoritmos de Búsqueda Local para encontrar una distancia mínima.

Muchas gracias