Back from the Future

ciclo 2021

DMEyF

Agenda

- Motivación
- Resultados Experimentales
- Tests Estadísticos para la comparación de Modelos Predictivos

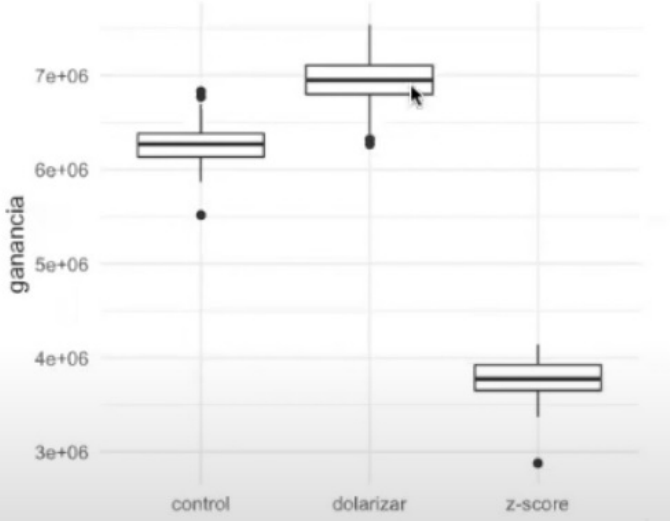
Motivación

Motivación

En un viaje al futuro de esta asignatura, luego de finalizada la Segunda Compencia Kaggle reina la confusión, y en muchos casos, enojo.

resultados

normalizar vs dolarizar

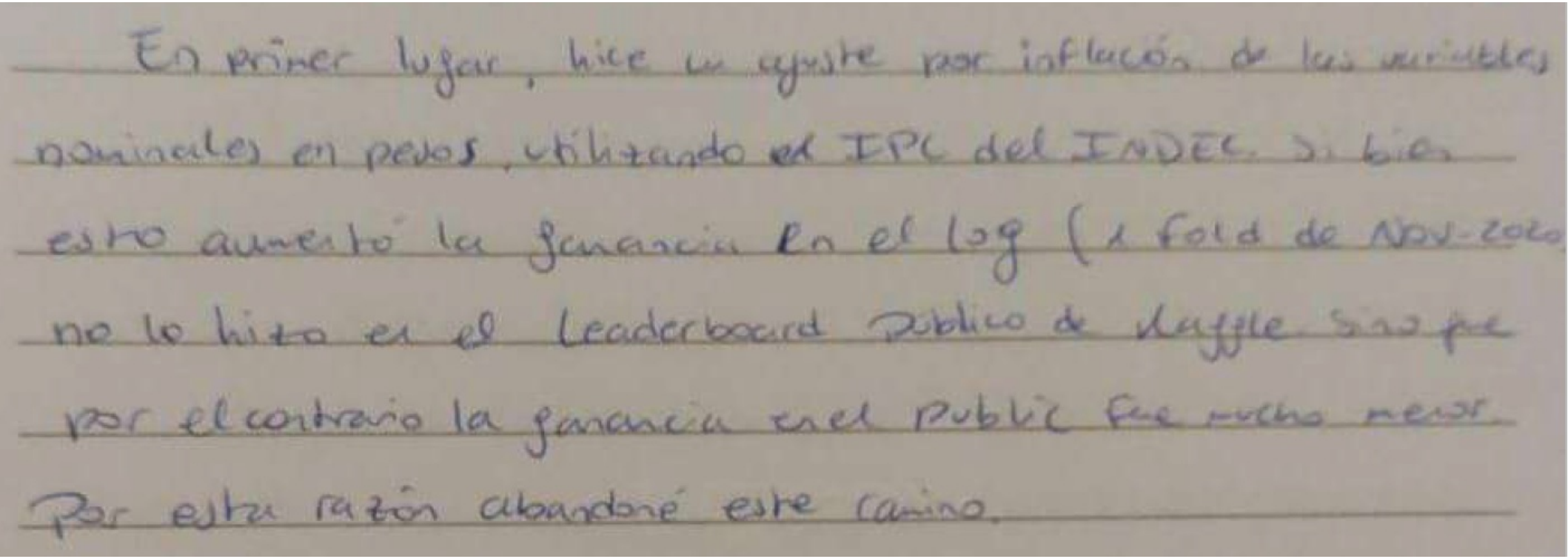


Normalizar tiene efectos catastróficos sobre la predicción. Dolarizar (en las condiciones testeadas), genera una modesta mejora en la ganancia.

biólogo, 29 años

4° puesto Private Leaderboard Kaggle

trabajó **dolarizando** los atributos monetarios del dataset.


En primer lugar, hice un ajuste por inflación de las variables nominales en pesos, utilizando el IPC del INDEC. Si bien esto aumentó la ganancia en el log (1 fold de Nov-2020) no lo hizo en el Leaderboard Público de Kaggle. Sino que por el contrario la ganancia en el Public fue mucho menor. Por esta razón abandoné este camino.

economista, 33 años

6° puesto Private Leaderboard Kaggle

NO deflactó los atributos monetarios del dataset porque "la ganancia en el Public fue mucho menor"

Motivación comentarios

"Nunca termine de entender cuál fue mi mejor modelo y que podría haber hecho para que sea mejor."
"...da la sensación de que en realidad estuvimos todo el tiempo en un **casino** jugando a la **ruleta**."

"de la nada un modelo al que le **apostas** todo no sirve para nada."

Motivación comentarios

Un alumno de mitad de tabla propone
"Capaz se me ocurre que los primeros puestos nos expliquen directo que hicieron , para aprender."

Un integrante del equipo ganador, responde
"Si supiera, te lo diría."

"Del Público al Privado subimos 42 posiciones, me cuesta entender un entender por que se produjo tanta diferencia"
El otro integrante del equipo ganador

Motivación comentarios

"a mi me gustaría entender todas las situaciones, no solo los primeros puestos:

- Los q estaban en el primer puesto en el público pero cayeron muchos puestos en el privado
- Los que estaban abajo en el público pero en el privado subieron muchos puestos"

Motivación comentarios

"… no puedo conectar todo el análisis hecho con los resultados de Kaggle."

"Me voy a quedar con la imagen del Publico!!! (Ojos que no ven.....)"

"Yo tuve una gran frustración al ver al privado la verdad, sigo pensando hoy qué métodos podría haber utilizado para que las señales, por las que elegi el que elegi, me haya dado el correcto."

Motivación

Nombres de equipos

- Monos que apretan palancas

- Team **Suerte** y Overfitting

Resultados Experimentales

Experimento 1

¿Cuánto puede variar la ganancia de un modelo?

¿Qué relación hay entre la ganancias medidas en los tres datasets Testing, Public y Private?

¿ Sin un modelo M1 da más ganancia que M2 en testing, también es mejor en el Public Leaderboard? ¿ Y en el Private?

Experimentos

En el repositorio GitHub de la materia https://github.com/dmecoyfin/dmeyf están las nuevas carpetas

- `src/bftf` carpeta *scripts*
- `work` carpeta *resultados consolidados*

todos los scripts deben correr en la nube, partiendo del dataset original `paquete_premium.csv.gz`

Experimento 1 Objetivo

Objetivo: analizar la variabilidad de un modelo *fijo*
A partir del dataset original en donde solo se corrigen variables *rotas*, se buscan los hiperparámetros óptimos del LightGBM con una Optimización Bayesiana, train=[201901,202010] test=[202011]
Finalmente, se observa el comportamiento de **regenerar** el modelo con distintas semillas en:

- Testing , [202011]
- Kaggle
  - Public Leaderboard
  - Private Leaderboard

Experimento 1 dataset

Utilizando el script `951_dataset_epic.r` se genera el dataset `dataset_epic_v951.csv.gz`
La única palanca que se activa es
`palancas$corregir <- TRUE`

que llama a la función `Corregir( dataset )`
básicamente lo que realiza es asignar `NA` a las variables que para algunos meses el sector de DataWarehousing cometió un gravísimo error y asignó casi todos los valores en cero.

Experimento 1 dataset

En Experimento 1 intencionalmente **NO** se crea ninguna variable nueva, ni en el mismo mes ni tampoco histórica.

Experimento 1 Optimización Bayesiana

Se realiza una Optimización Bayesiana utilizando el script `961_epic.r` (copia del script `823_epic.r`) en donde

`training: [201901, 202010]` 22 meses

```
validation:  la primera mitad de [202011]
testing:     la segunda mitad de [202011]

subsampling:  10% de la clase "CONTINUA"
```

Experimento 1 Optimización Bayesiana

LightGBM hiperparámetros óptimos	
learning_rate	0.0689581204
feature_fraction	0.4820239822
min_data_in_leaf	1379
num_leaves	119
num_iterations	173
ratio_corte	0.0461216724

Resultados	
Testing	7,272,500
Public	24.20477
Private	21.83548

Experimento 1 jugando con la semilla

LightGBM no es un algoritmo siempre determinístico (por ejemplo cuando `feature_fraction < 1`), para lo cual utiliza una semilla, que hasta ahora siempre hemos dejado fija

```
param_basicos  <- list( objective= "binary",
                        metric= "custom",
                        first_metric_only= TRUE,
                        boost_from_average= TRUE,
                        feature_pre_filter= FALSE,
                        verbosity= -100,
                        seed= 999983
```

Experimento 1 jugando con la semilla

Pregunta de Investigación:

Cuál es la variabilidad de las ganancias de LightGBM si se entrena en el mismo dataset sin undersampling, se dejan los hiperparámetros fijos, pero se cambia unicamente la semilla (que sería lo mismo que reordenar al azar las columnas del dataset).

¿Cuál es la variabilidad inherente de un modelo generado con LightGBM ?

Experimento 1 jugando con la semilla

Scripts 981_semillerio.r y 991_semillerio_kaggle.r

```
#me genero un vector de semilla buscando primos
primos  <- generate_primes(min=100000, max=1000000)
#genero TODOS los numeros primos entre 100k y 1M
ksemillas  <- sample(primos)[ 1:CANTIDAD_SEMILLAS ]
#me quedo con CANTIDAD_SEMILLAS primos al azar
ksemillas  <- c( 999983, ksemillas )

for(  semillita  in  ksemillas ) #itero por las semillas
{
  gc()
  param_completo$seed  <- semillita #asigno la semilla a esta corrida
```

Experimento 1 jugando con la semilla

En el script `981_semillerio.r` se entrena en [201901, 202009] y se mide la ganancia en todo [202011]

En el script `991_semillerio_kaggle.r` se entrena en [201901, 202011] y se mide la ganancia en Kaggle

No se utiliza undersampling en ninguno de los dos scripts. Siempre se elimina el dañado mes [202006]

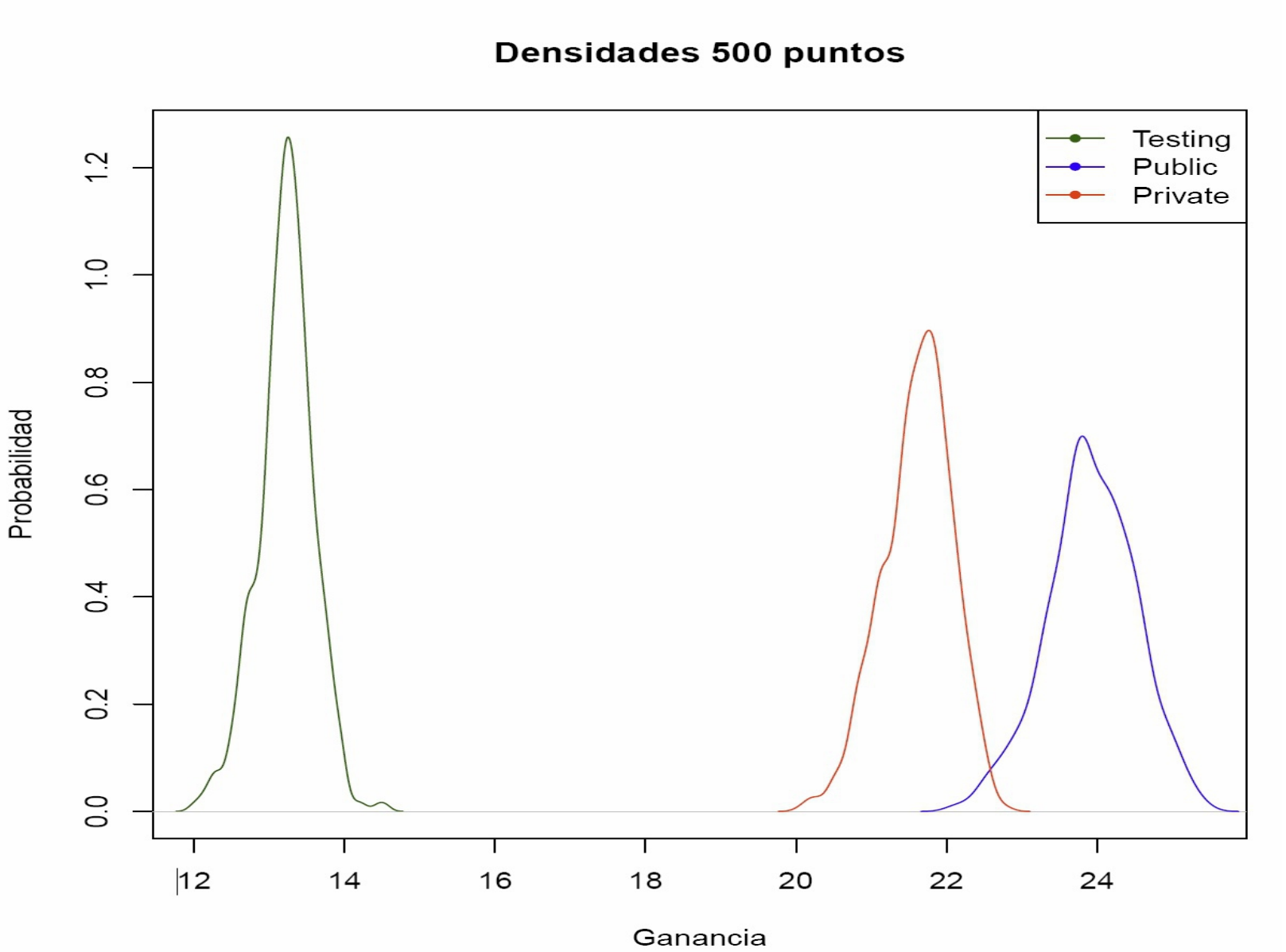
Para este caso (no hay feature engineering) se generan 500 modelos,
utilizando 500 semillas distintas.

Experimento 1 resultados

Los resultados del Experimento 1 que se se obtienen con el script `921_experimento.r`

Cambiando las semillas las corridas jamás dan la misma ganancia ni el Testing, ni en el Public ni en el Private Leaderboard. Se graficará la función de distribución de probabilidad de esa variable aleatoria (la ganancia).

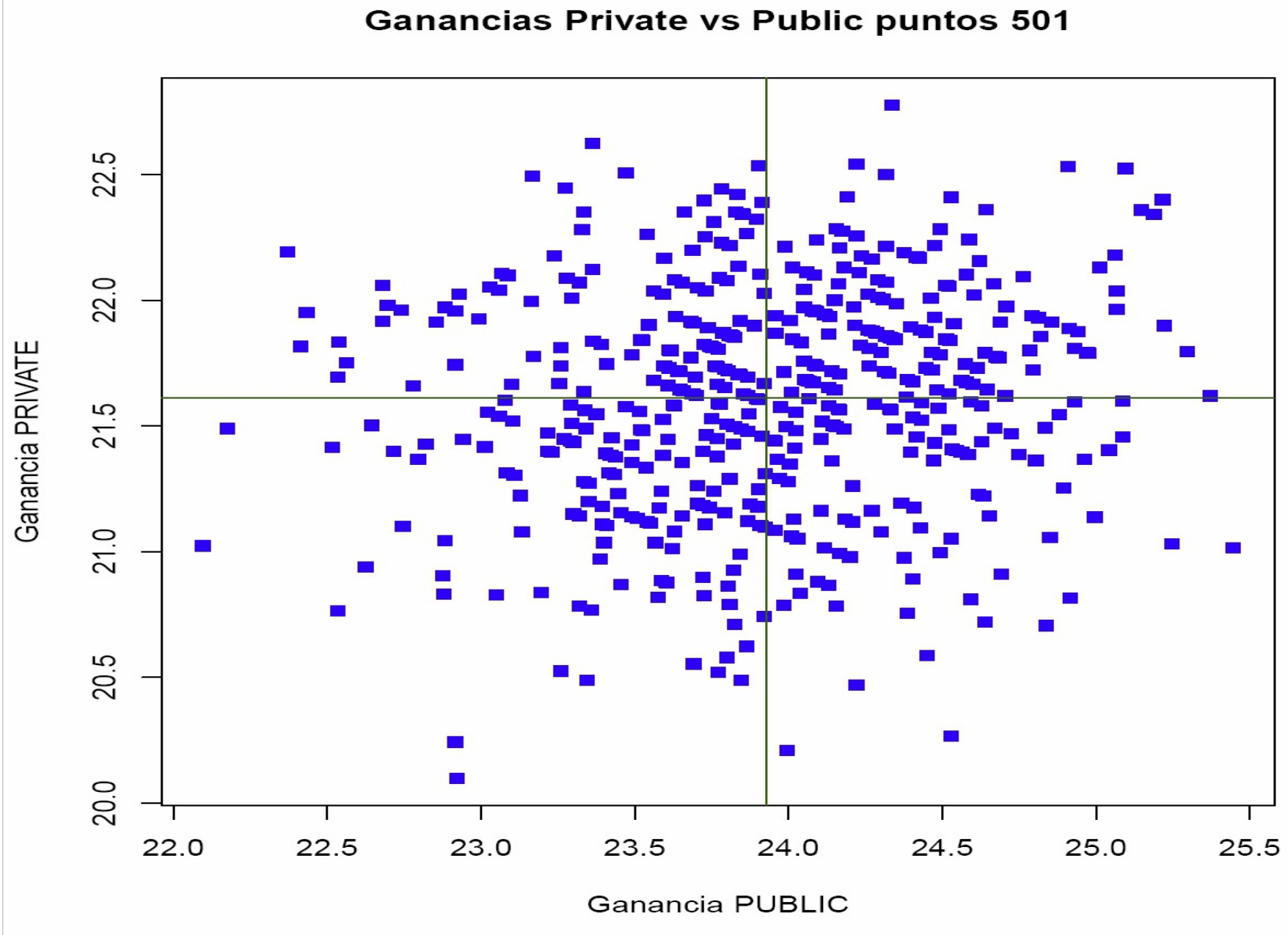
Experimento 1 resultados



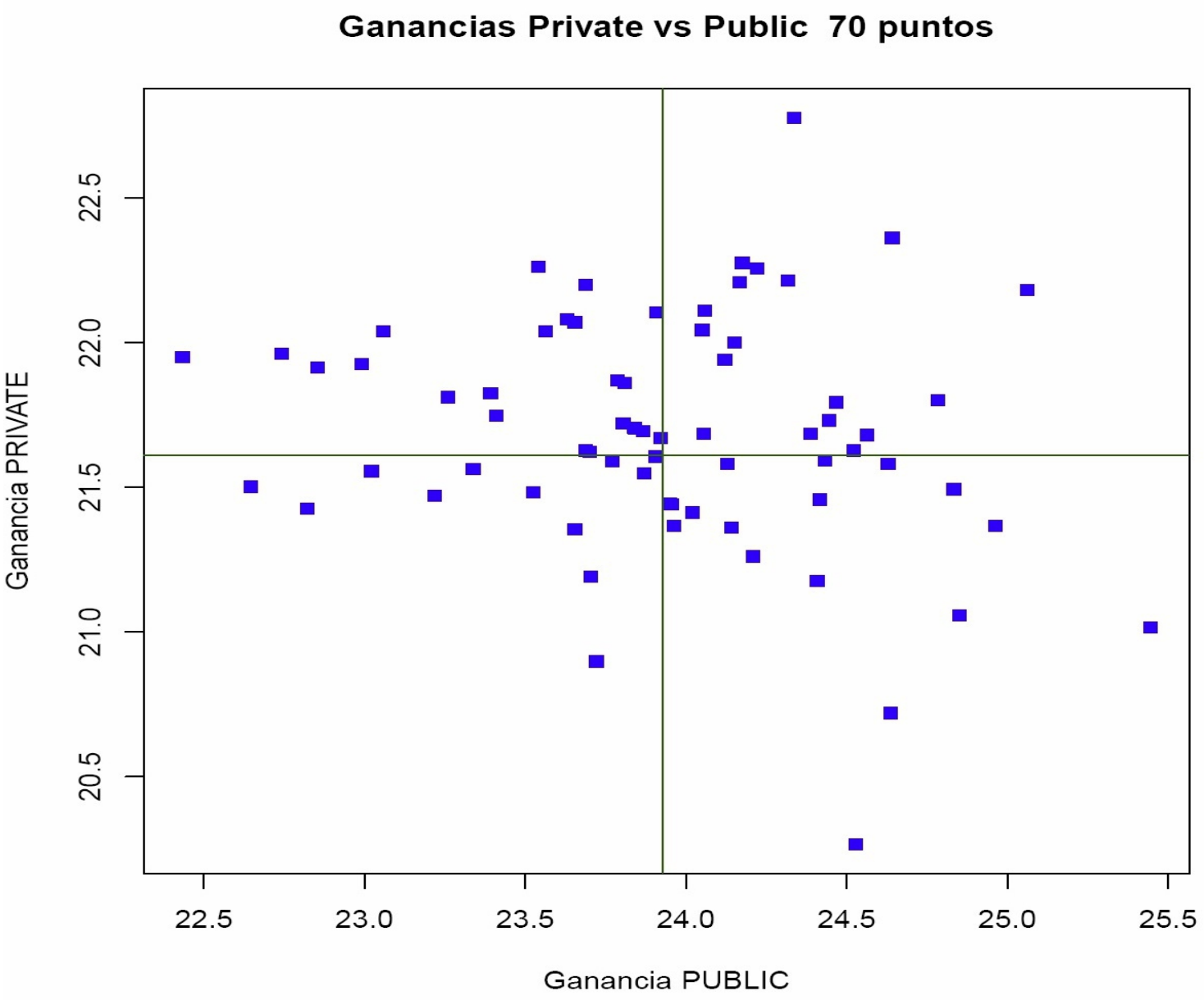
Experimento 1 resultados

Ganancia	mean	sd
Testing	13.2	0.368
Public	23.9	0.590
Private	21.6	0.459

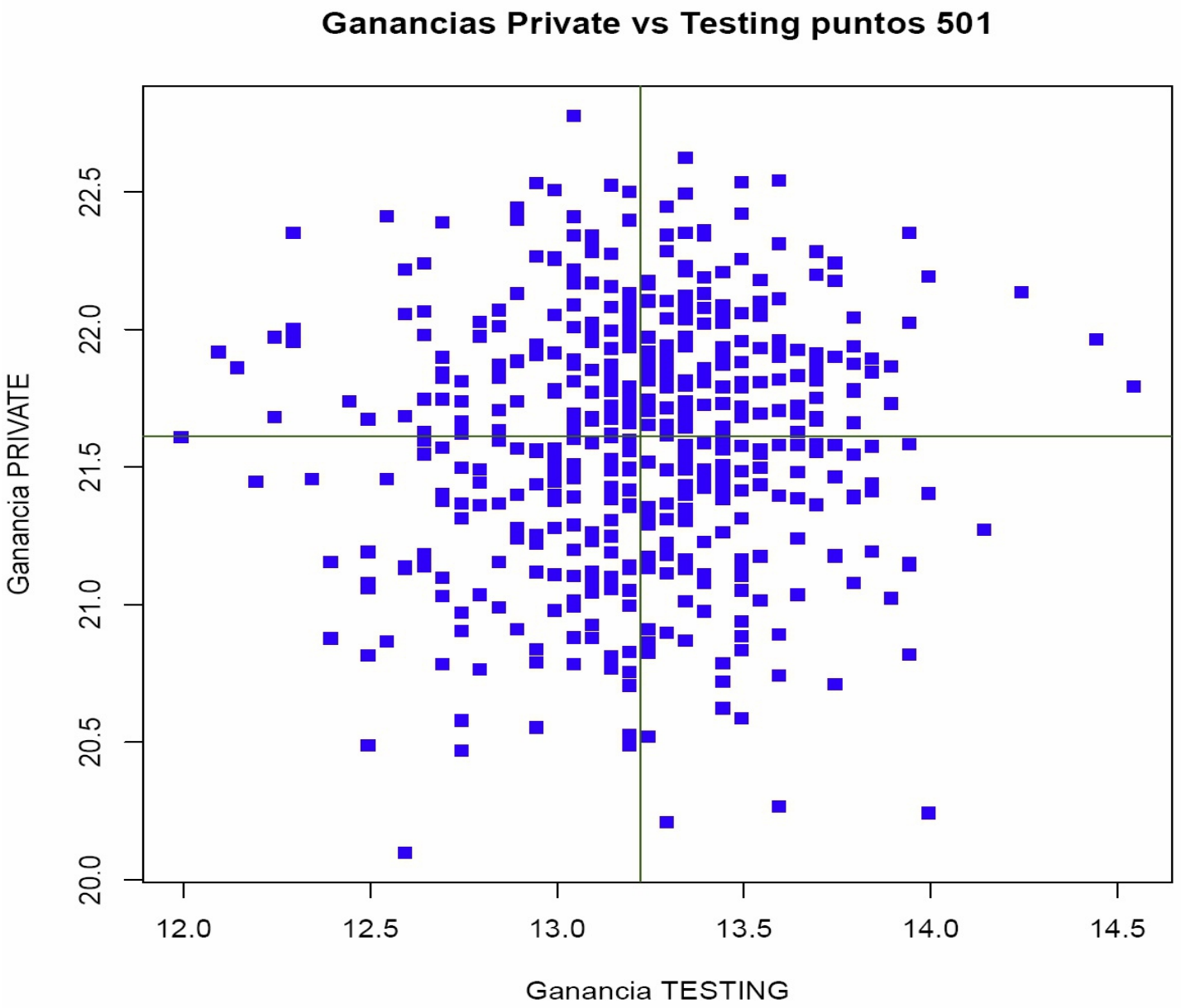
Experimento 1 aleatoriedad



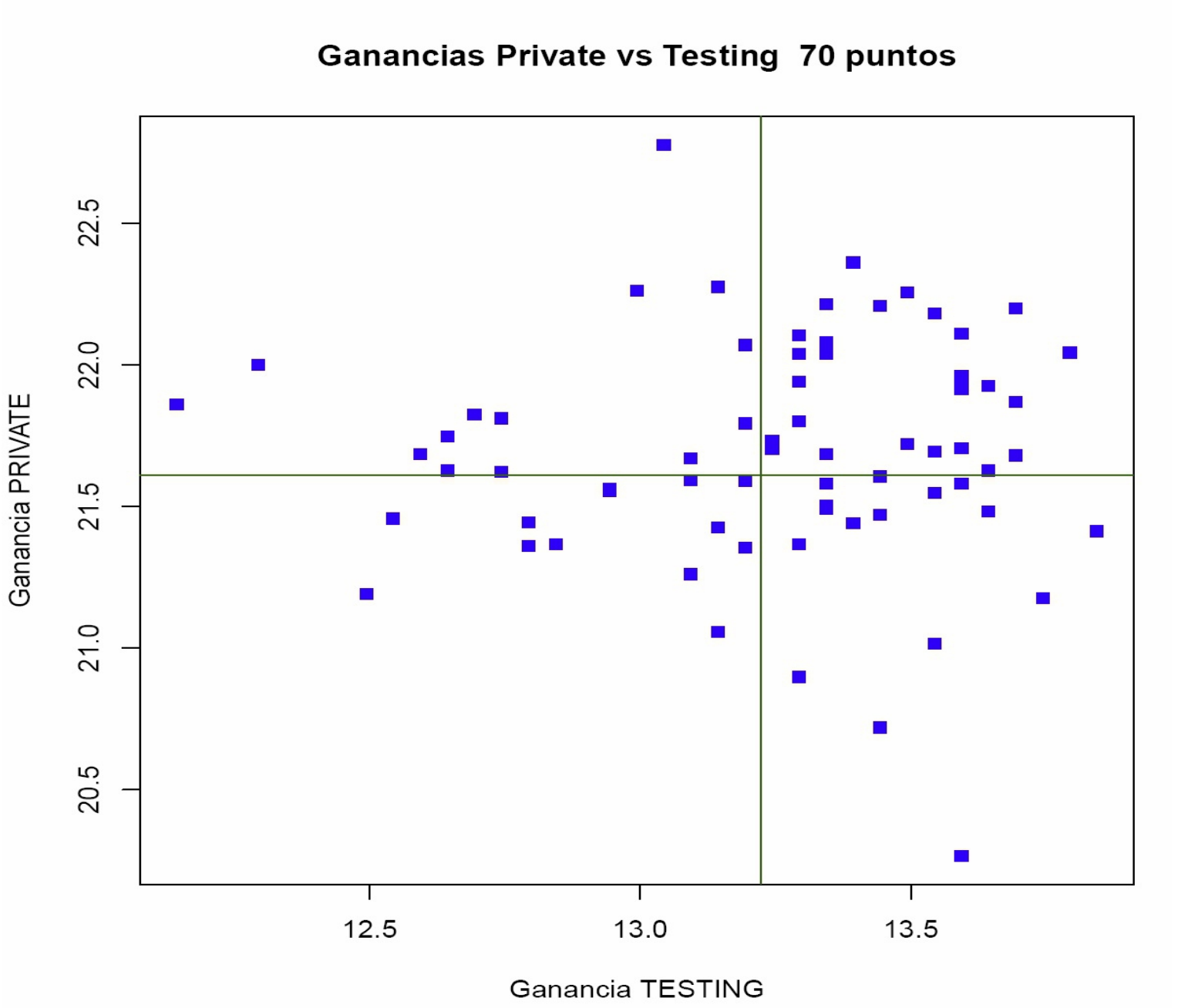
Experimento 1 aleatoriedad



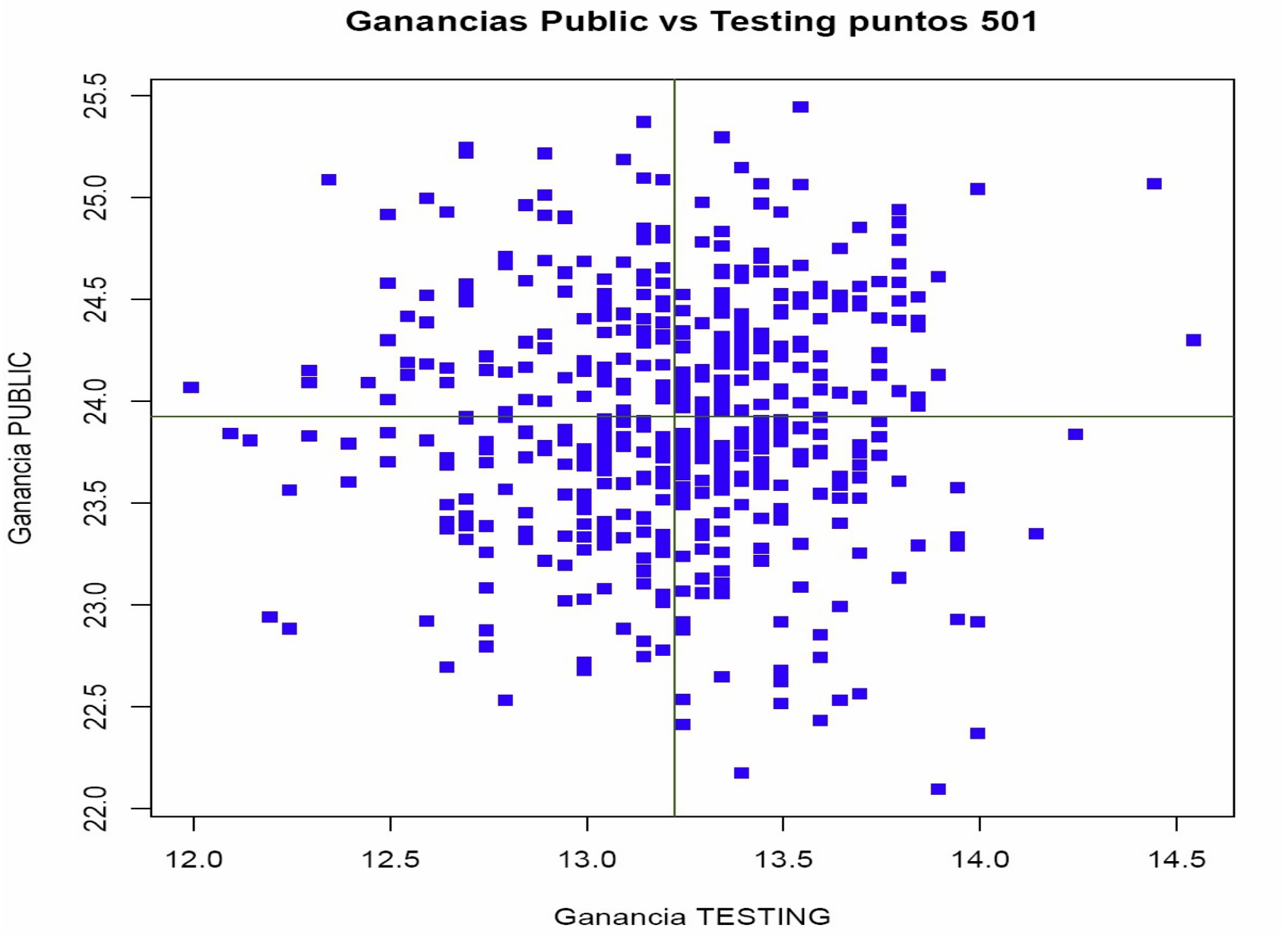
Experimento 1 aleatoriedad



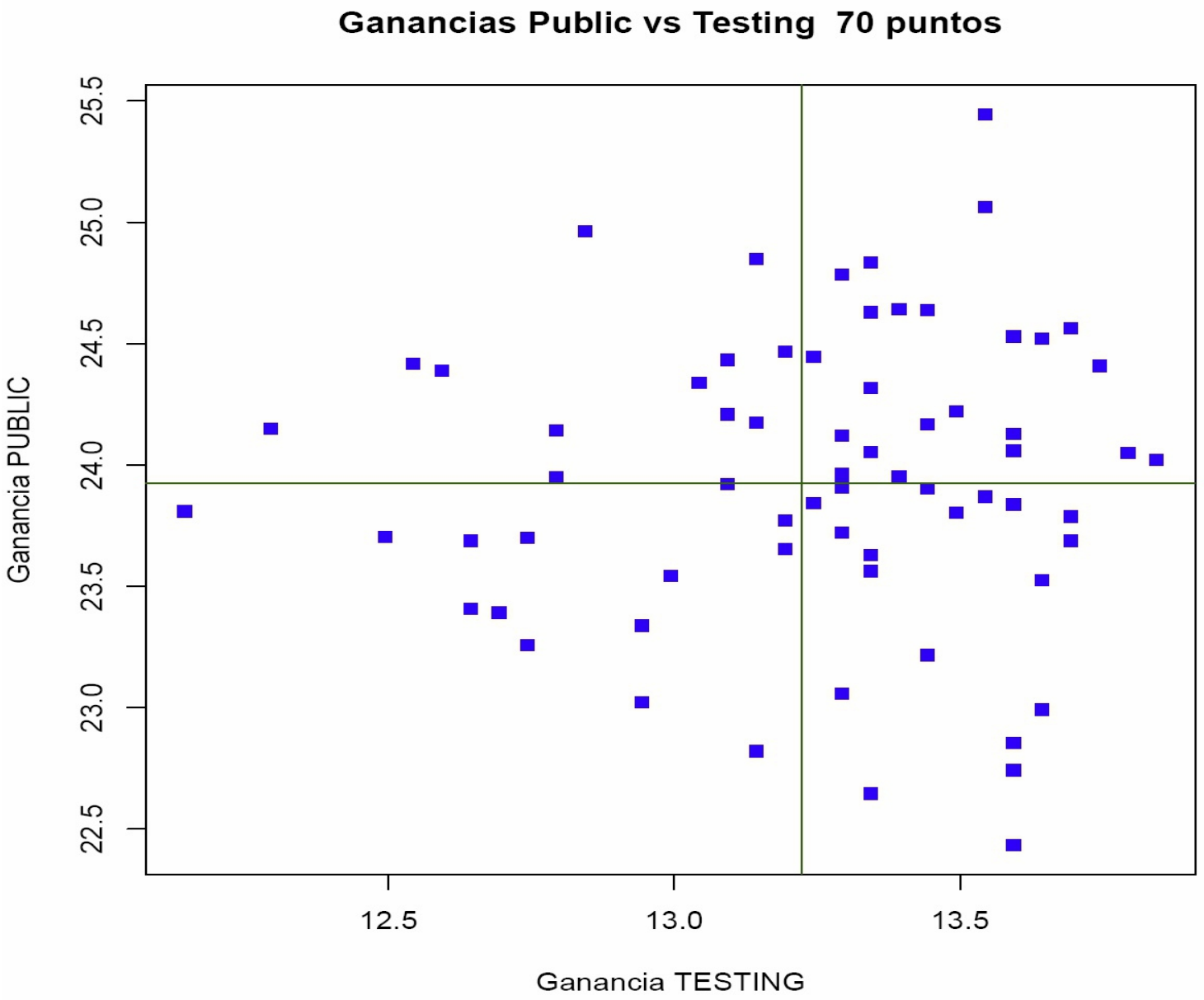
Experimento 1 aleatoriedad



Experimento 1 aleatoriedad



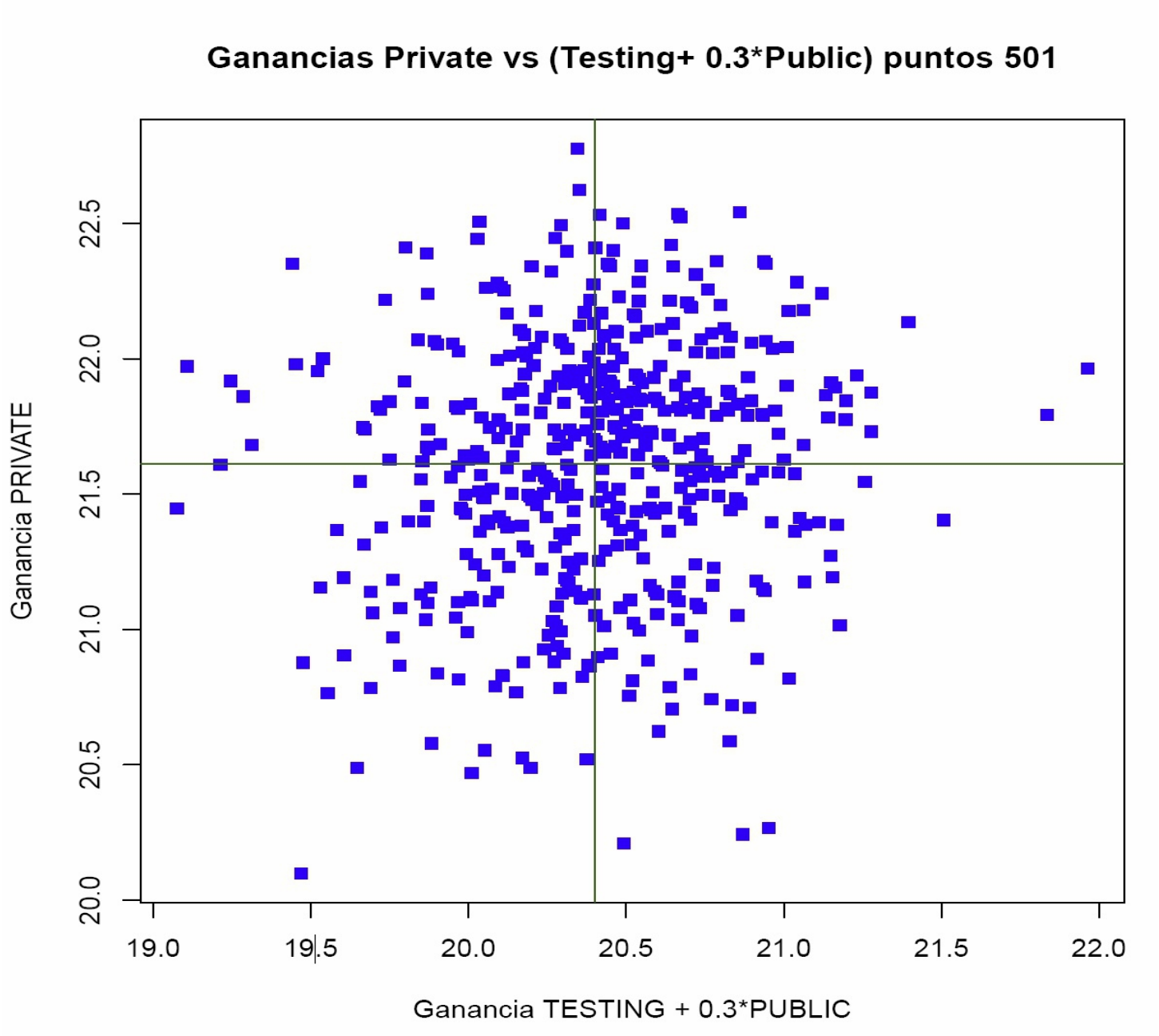
Experimento 1 aleatoriedad



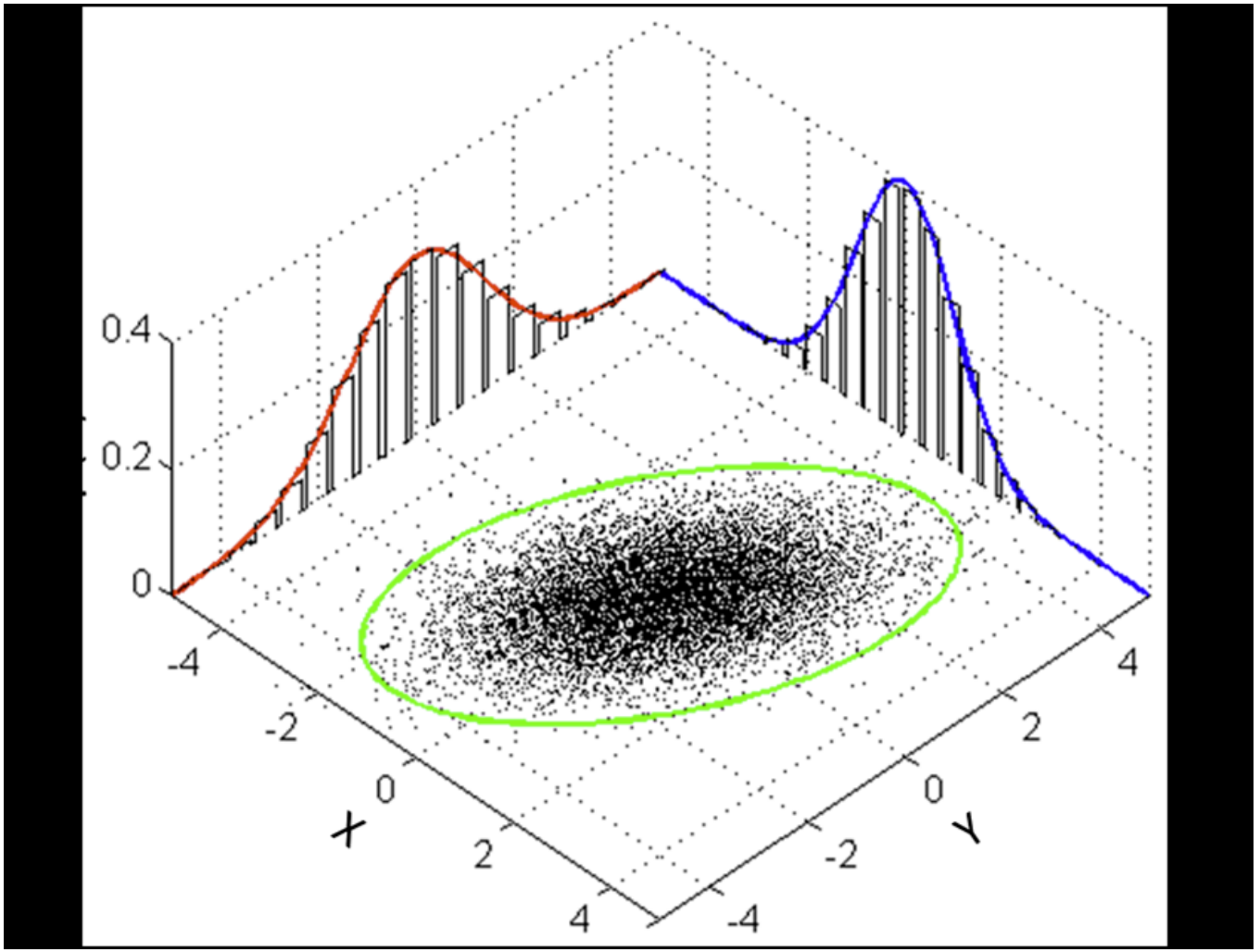
Experimento 1 disgresión

¿ y si calculo en promedio (ponderado quizas) de las ganancias en los datasets de testing y Public Leaderboard, podré predecir mejor el Private ?

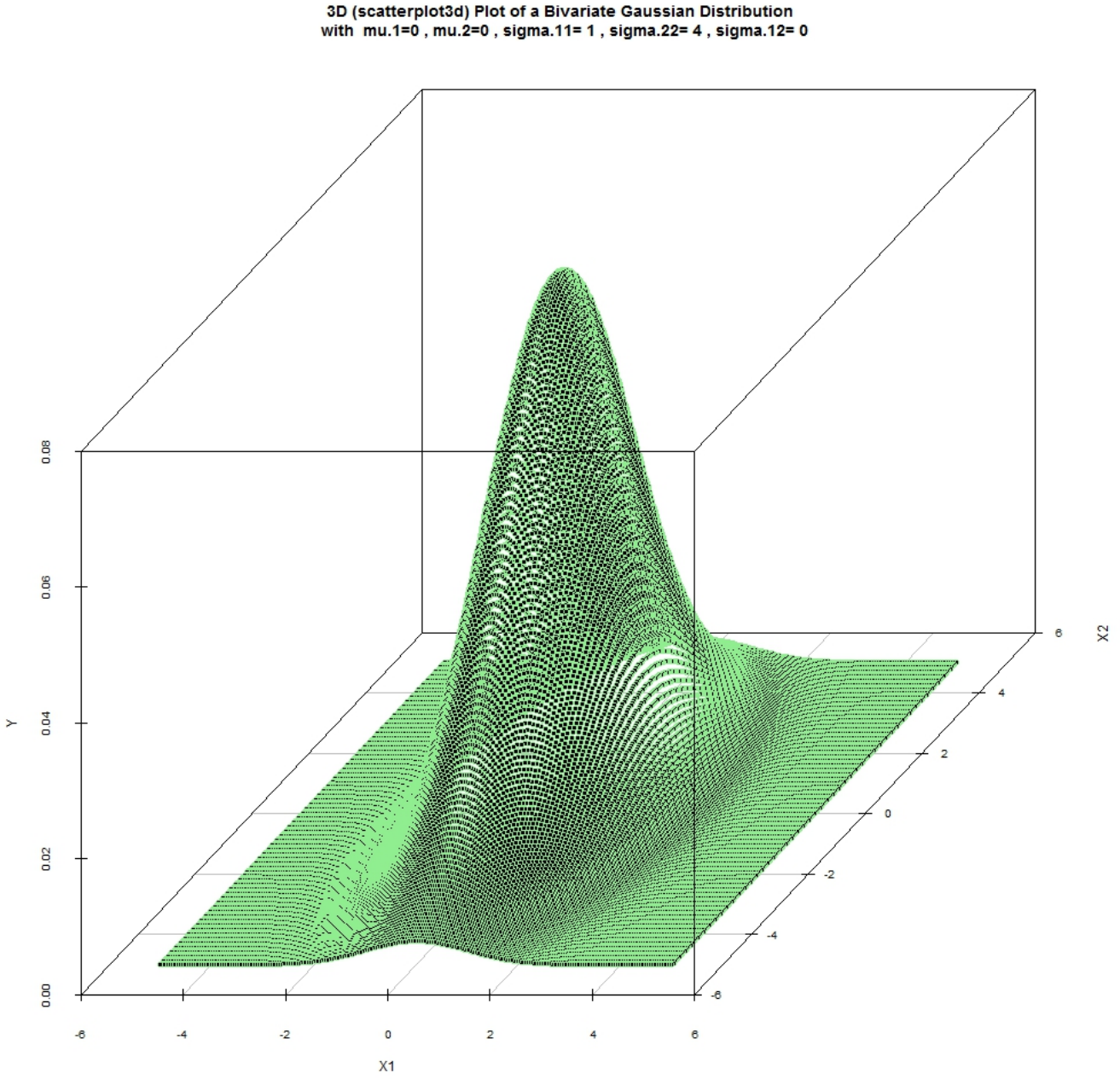
Experimento 1 aleatoriedad



Experimento 1 aleatoriedad



Experimento 1 aleatoriedad



Experimento 1 conclusión

- Los resultados en los datasets de testing, Public y Private poseen una distribución normal, y en caso que solo cambie la semilla son independientes entre si.

- No se puede saber si se va a estar por encima o por debajo de la media en los datos del futuro, por más que en el dataset que conozco si lo esté.

¿Cómo comparo dos modelos distintos, que fueron generados con datsets e hiperparámetros diferentes?

Experimento 2

Experimento 2

Al dataset original ahora se le agregan los lags y delta lag de orden 1, además de corregir las variables *rotas.*
Se buscan los hiperparámetros óptimos del LightGBM con una Optimización Bayesiana,
train=[201901,202010] test=[202011]
Finalmente, se observa el comportamiento de **regenerar** el modelo con distintas semillas en:

- Testing , [202011]
- Kaggle
  - Public Leaderboard
  - Private Leaderboard

Experimento 2 dataset

Utilizando el script `952_dataset_epic.r` se genera el dataset `dataset_epic_v952.csv.gz`

se activan tres palancas

```
palancas$corregir <-  TRUE
palancas$lag1     <- TRUE
palancas$delta1   <- TRUE
```

Experimento 2 dataset

Para una variable, el lag de orden 1, `lag1` es el valor de esa variable el mes anterior. Si el mes anterior el registro no está en la base de datos, se asigna NA.

El `delta_lag1` para una variable es el valor en el mes actual de la variable menos su valor el mes anterior.

Experimento 2 Optimización Bayesiana

Se realiza una Optimización Bayesiana utilizando el script `962_epic.r` (copia del script `822_epic.r`) en donde

`training: [201901, 202010]` 22 meses

```
validation:  la primera mitad de [202011]
testing:     la segunda mitad de [202011]

subsampling:  10% de los "CONTINUA"
```

Experimento 2 Optimización Bayesiana

LightGBM hiperparámetros óptimos	
learning_rate	0.0289933062436
feature_fraction	0.9141429986475
min_data_in_leaf	367
num_leaves	455
num_iterations	461
ratio_corte	0.0465659156440

Resultados	
Testing	7,706,250
Public	25.21729
Private	22.56761

Experimento 2 vs 1

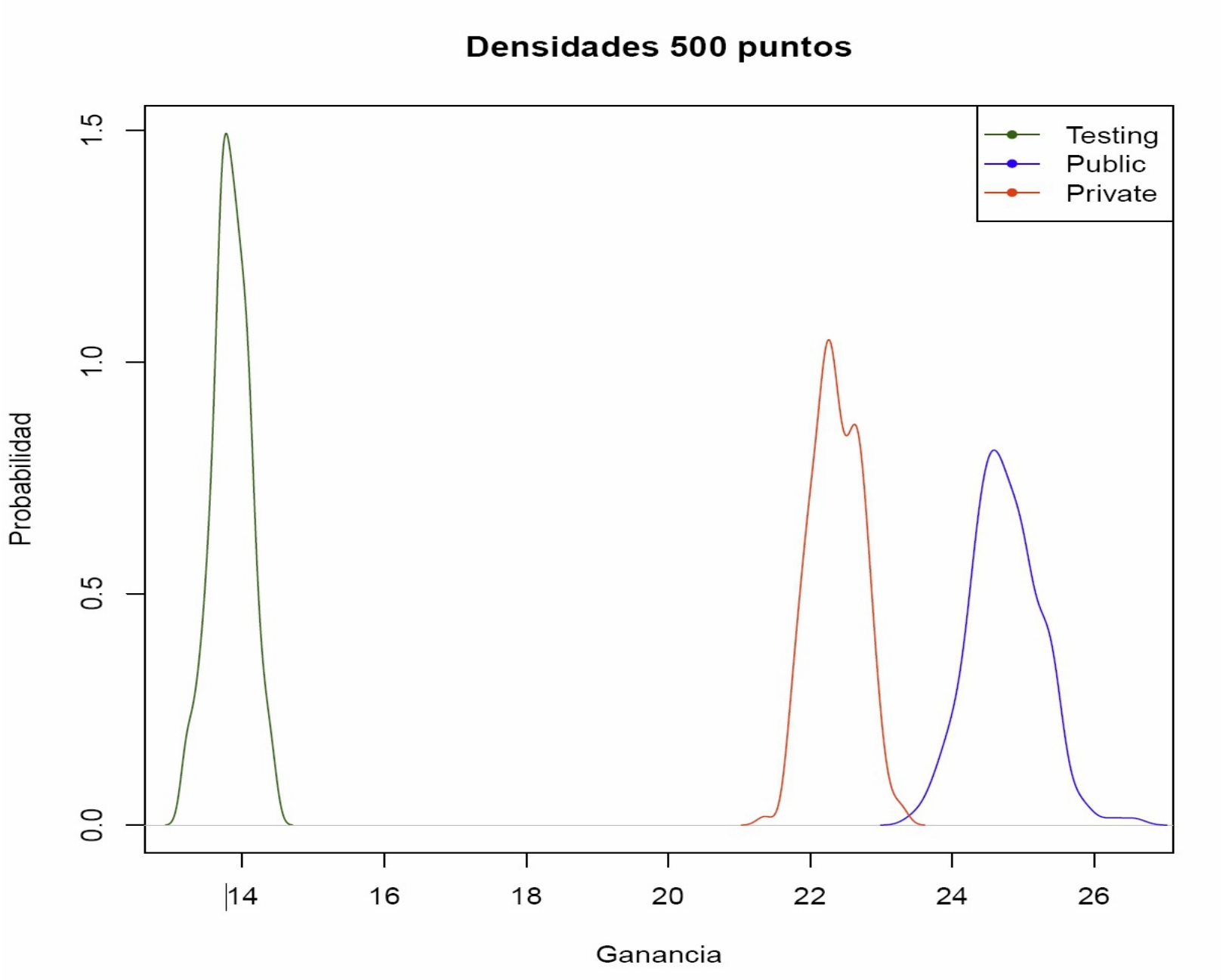
Métrica	Variables Originales	Lag 1 + Delta1
Testing	7,272,500	7,706,250
Public	24.20577	25.21729
Private	21.83548	22.56761

Experimento 2 resultados

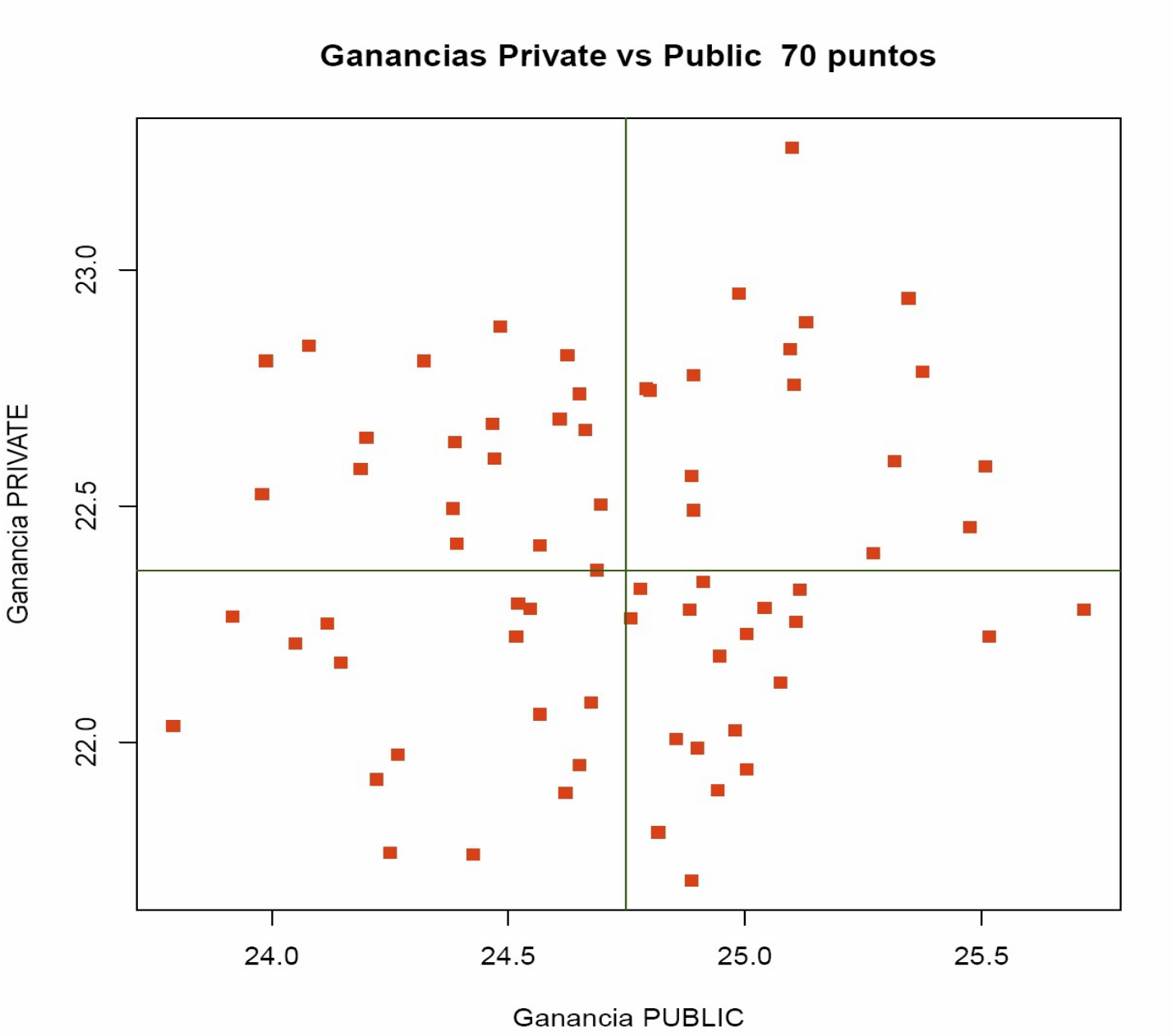
Los resultados del Experimento 2 que se obtienen con el script `921_experimento.r`

La comparación con los resultados del Experimento 1 se hacen por medio del script `922_experimentos_compara.r`

Experimento 2 resultados

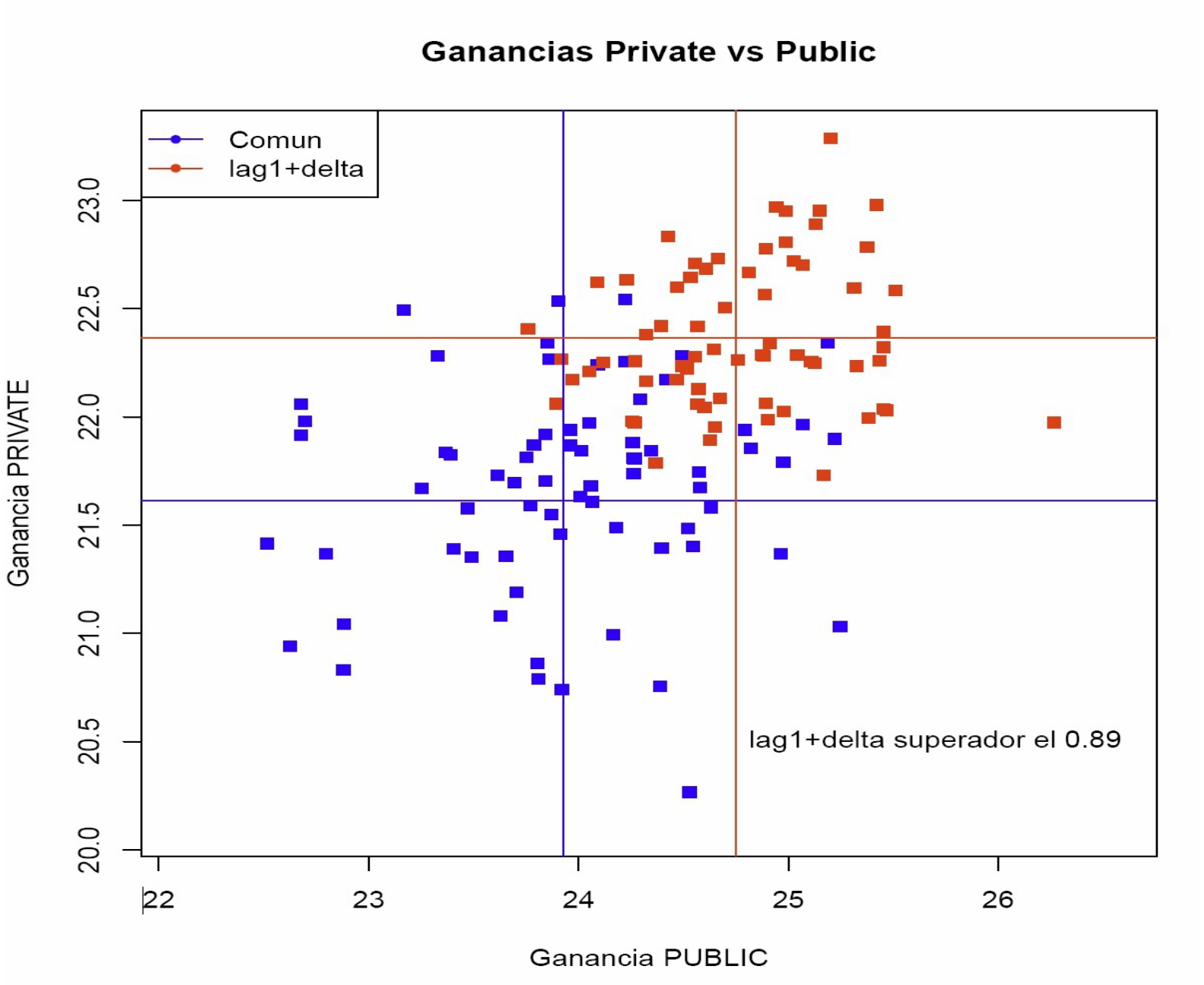


Experimento 2 aleatoriedad

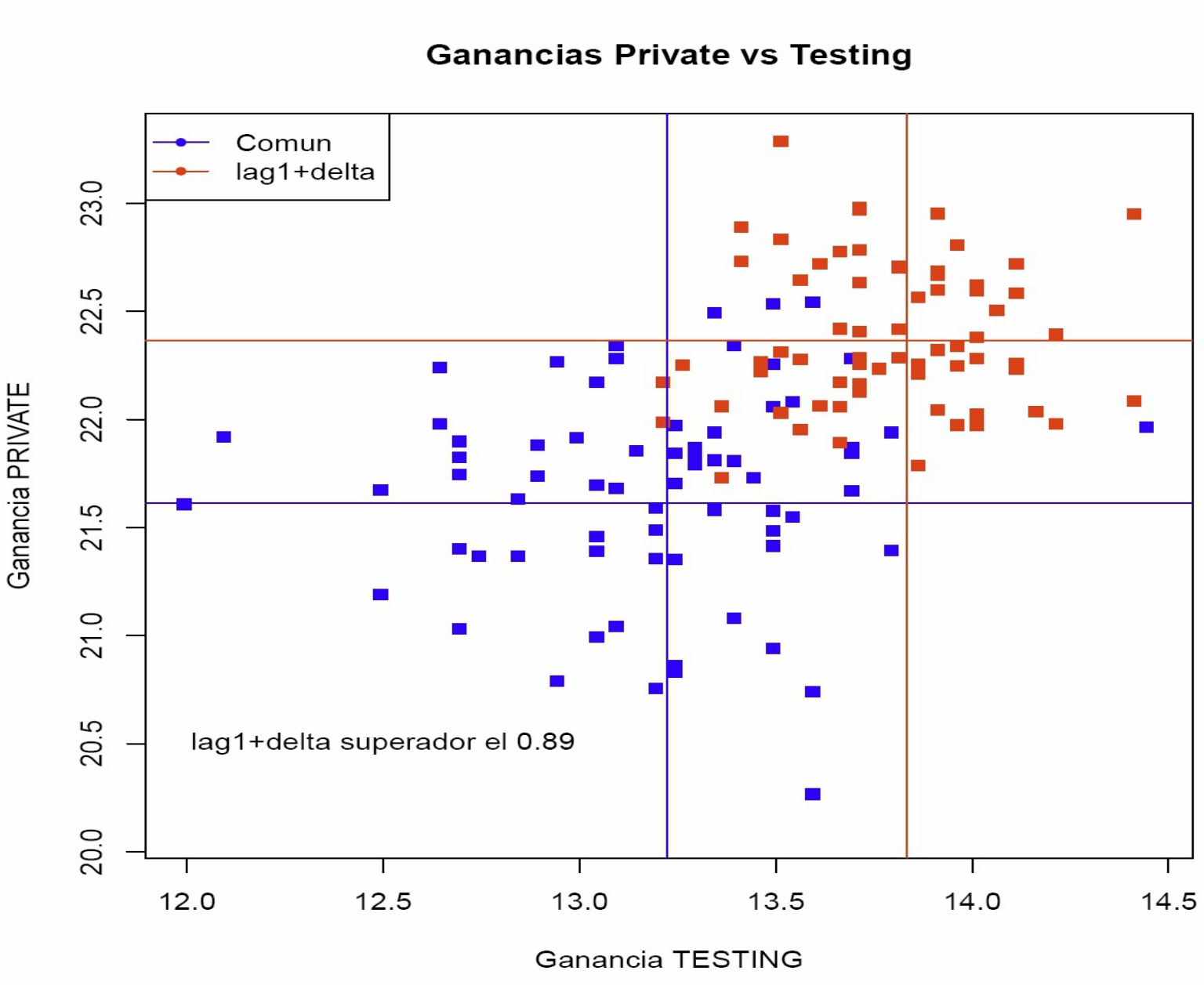


Finalmente, la comparación entre los dos experimentos

Experimento 2 vs 1



Experimento 2 vs 1



Conclusion General:

La comparación entre dos modelos predictivos M1 y M2 viene acompañada de una probabilidad.

Siempre se debe decir por ejemplo

`metrica(M2) > metrica(M1)`

con una probabilidad p

en el caso que p sea cercana a 0.5 hace falta un mayor número de observaciones para determinar el sentido de la desigualdad.

Comparación estadística

Demsar, Janez. *Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets*, Journal of Machine Learning Research 7 (2006) 1–30, 2006

Wilcoxon signed rank test

en lenguaje R

```
wilcox.test( ganancias1, ganancias2, paired=TRUE)
```

ver script 931_wilcoxtest.r