Evaluación MAA 2025 - Informe - Pablo Pandolfo

Punto 1

Objetivo del análisis

• Elaborar un modelo de regresión que permita predecir el precio de la cena

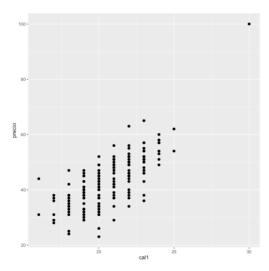
Datos utilizados

• Se analizaron datos de 163 restaurantes, incluyendo las siguientes variables:

Variable	Descripción			
precio	precio promedio (en dólares) de una cena con bebida y propina incluida			
cal1	calificación otorgada por los clientes a la comida (escala de 0 a 30)			

Metodología

1. Se explora como se relacionan las variables cal1 y precio entre sí, utilizando un gráfico de dispersión (scatter plot)



- El gráfico muestra la presencia de una relación lineal entre ambas variables
- 2. Se obtiene el coeficiente de correlación lineal mediante el test: Pearson's product-moment correlation
 - Su valor fue de 0.749, observando una correlación lineal fuerte y positiva
- 3. Se propone un modelo de regresión lineal simple, donde la variable precio es la variable respuesta y la variable cal1 es la variable explicativa o predictora

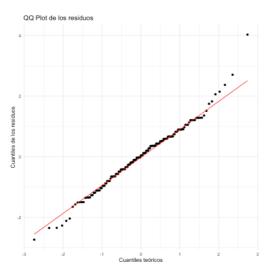
```
Call:
lm(formula = precio ~ cal1, data = datos)
Residuals:
                  1Q Median
                                        30
      Min
-17.6993 -4.1449 0.2736 3.8551 24.4366
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -29.0290
                              5.0432 -5.756 4.24e-08 ***
                              0.2428 14.362 < 2e-16 ***
                 3.4864
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.496 on 161 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.5616, Adjusted R-squared: 0.55 F-statistic: 206.3 on 1 and 161 DF, p-value: < 2.2e-16
                                     Adjusted R-squared: 0.5589
```

- Se observan p-values chicos => los estimados son significativas
- Los coeficientes estimados son distintos de 0

- R^2 representa la explicabilidad del modelo, este modelo explica el 56% de la variabilidad observada y es similar al R^2 ajustado lo que representa un buen ajuste del modelo
- El p-value del F-statistic es chico, representa que el modelo es globalmente significativo
- 4. Se interpretan los parámetros del modelo

$$\hat{precio} = -29.0290 + 3.4864cal1$$

- $eta_0 = -29.0290$ es el punto donde la línea de regresión cruza el eje Y. También se puede interpretar que es el valor estimado de **precio** cuando **cal1** es igual a 0, pero en este caso ese valor no tiene una interpretación práctica directa, pero si sirve para definir la ordenada al origen de la recta
- \$\begin{align*}
 1 = 3.4864 \text{ es el cambio estimado en **precio** por cada aumento de una unidad en **cal1**. Indica que, en promedio, por cada unidad que aumenta **cal1**, el **precio** aumenta en 3.4864 unidades
- 5. Se verifica el cumplimiento de los supuestos usando resúmenes, gráficos y pruebas estadísticas
 - Se analizan los residuos vs. valores ajustados => los puntos están distribuidos de una manera simétrica, pensando que el concepto de homogeneidad se cumple. Se visualiza un outlier
 - Se analizan los residuos vs. variable regresora (cal1) => no se observa una estructura clara, es decir, la distribución es aleatoria, validándose el supuesto de homocedasticidad de los residuos
 - Se valida el supuesto de normalidad de los residuos mediante un gráfico QQ-plot, observando que los errores se distribuyen normalmente



- 6. Se analizan los puntos influyentes
 - La observación 163 es influyente porque es un outlier que tiene un alto leverage (0.127) y una distancia de Cook grande (1.187)
 - Es un punto de alto leverage malo: residuo ALTO (efecto palanca, influye fuertemente)
 - La presencia de este punto puede cambiar el modelo de regresión
 - Se concluye que hay que eliminar el punto y volver a hacer el análisis de la regresión sin el outlier
- 7. Análisis de la regresión sin el outlier

```
Call:
lm(formula = precio ~ cal1, data = datos_sin_o)
Residuals:
    Min
              10 Median
                                30
                                        Max
-17.7715 -3.7715
                  0.2892 4.1071 15.9858
Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                        5.1036 -4.243 3.72e-05 ***
(Intercept) -21.6558
             3.1214
                        0.2465 12.663 < 2e-16 ***
cal1
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.18 on 160 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.5006,
                              Adjusted R-squared: 0.4974
F-statistic: 160.4 on 1 and 160 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- ullet Se observan p-values chicos => los estimados son significativas
- Los coeficientes estimados son distintos de 0
- R^2 representa la explicabilidad del modelo, este modelo explica el 50% de la variabilidad observada y es similar al R^2 ajustado lo que representa un buen ajuste del modelo
- El p-value del F-statistic es chico, representa que el modelo es globalmente significativo
- 8. Se verifica el cumplimiento de los suspuestos del modelo sin el outlier
- 9. Se analizan los puntos influyentes y no se detecta ninguna observación con distancia de Cook que superen el umbral

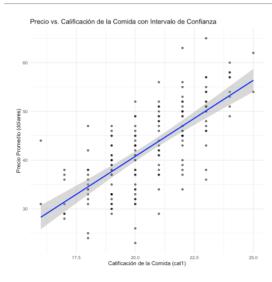
- Las variables son significativas en ambos modelos
- ullet En el caso del modelo sin outlier diminuye levemente el ${\cal R}^2$
- El modelo sin outlier tiene un residual standard error levemente menor
- La observacion 163 al tener una distancia de cook que supera al umbral puede estar sobreajustando al modelo

Elección del modelo

• Modelo sin outlier

$$\hat{precio} = -21.6558 + 3.1214cal1$$

Scatter plot donde se visualizan los puntos, la recta encontrada y bandas de confianza del 95 % para la media



- Las bandas de confianza son estrechas, sugiere un buen ajuste del modelo
- El gráfico no sólo valida la relación positiva y lineal entre ambas variables, sino que también cuantifica visualmente la confianza en las predicciones del precio medio, indicando que el modelo ajustado proporciona estimaciones más precisas en el rango central de las calificaciones de comida.

Punto 2

Objetivo del análisis

• Ajustar un modelo de regresión lineal que explique el precio en función de todas las variables continuas presentes en el archivo

Datos utilizados

• Se analizaron datos de 162 restaurantes, incluyendo las siguientes variables:

Variable	Descripción
precio	precio promedio (en dólares) de una cena con bebida y propina incluida
cal1	calificación otorgada por los clientes a la comida (escala de 0 a 30)
decor	calificación otorgada a la ambientación y decoración del restaurante (escala de 0 a 30)
servicio	calificación del servicio recibido (escala de 0 a 30)
cal2	segunda medición independiente sobre la calidad de la comida, provista por un evaluador externo en una escala comparable

Metodología

- 1. Se exploa como se relacionan las variables precio, cal1, decor, servicio y cal2 entre sí, utilizando un gráfico de dispersión (scatter plot)
 - La variable respuesta precio parece estar estrechamente relacionada con todas las variables explicativas mencionadas
 - Además, se observa relaciones de linealidad entre algunas variables explicativas o predictoras
- 2. Se obtiene la matriz de correlación

precio	cal1	decor	servicio	cal2	
precio	1.00	0.71	0.73	0.68	0.67
cal1	0.71	1.00	0.63	0.84	0.97
decor	0.73	0.63	1.00	0.62	0.59
servicio	0.68	0.84	0.62	1.00	0.84
cal2	0.67	0.97	0.59	0.84	1.00

- Se observa una moderada/alta correlación entre la variable precio y las variables predictoras {cal1: 0.71, decor: 0.73, servicio: 0.68, cal2: 0.67}
- La alta correlación entre algunos predictores sugiere que existe multicolinealidad basada en datos
- 3. Se propone un modelo de regresión lineal

```
lm(formula = precio ~ ., data = datos_sin_lugar)
Residuals:
   Min
         1Q Median
                        3Q
-14.092 -3.242 -0.017 3.907 13.854
Coefficients:
          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
1.6565
0.5927
                   0.2310 7.172 2.74e-11 ***
0.3979 1.489 0.1384
decor
servicio
          -0.6180 0.7946 -0.778 0.4379
cal2
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 5.262 on 157 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.6447,
                           Adjusted R-squared: 0.6356
F-statistic: 71.21 on 4 and 157 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- Se observan p-values chicos => los estimados son significativas, excepto servicio y cal2
- R^2 representa la explicabilidad del modelo, este modelo explica el 64% de la variabilidad observada y es similar al R^2 ajustado lo que representa un buen ajuste del modelo
- El p-value del F-statistic es chico, representa que el modelo es globalmente significativo
- 4. Se verifica el cumplimiento de los supuestos usando resúmenes, gráficos y pruebas estadísticas
 - Se analizan los residuos vs. valores ajustados => los puntos están distribuidos de una manera simétrica, pensando que el concepto de homogeneidad se cumple
 - Se analizan los residuos vs. variables regresoras => no se observan estructuras claras, es decir, la distribución es aleatoria, validandose el supuesto de homocedasticidad de los residuos
 - Se valida el supuesto de normalidad de los residuos mediante un gráfico QQ-plot, observando que los errores se distribuyen normalmente
- 5. Se analizaron los puntos influyentes
 - No se detecta ninguna observación que supere el umbral de Cook
- 6. Se obtiene el factor de inflación de la varianza (vif) del modelo para detectar colinealidad entre variables predictoras
 - cal1: 16.8141476494499 => MULTICOLINEALIDAD ALTA
 - decor: 1.75538527499416 => MULTICOLINEALIDAD MODERADA
 - servicio: 3.78855912817584 => MULTICOLINEALIDAD MODERADA
 - cal2: 15.7808151249288 => MULTICOLINEALIDAD ALTA
- 7. Se analizan distintos modelos combinando las variables regresoras:
 - 1- precio \sim cal1 + decor + servicio
 - 2- precio ~ cal2 + decor + servicio
 - 3- precio ~ cal1 + decor
 - 4- precio ~ cal2 + decor
 - 5- precio ~ servicio + decor
- Se observa que los mejores indicadores (R2 ajustado, siginificancias de las variables regresoras, el p-valor del estadístico F y el vif) están asociados a los siguiente modelos:
 - 3- precio ~ cal1 + decor
 - 4- precio ~ cal2 + decor
 - 5- precio ~ servicio + decor
- 8. Selección de variables y validación cruzada
 - Se definen los conjunto de entrenamiento (0.80 %) y test (0.20 %)
 - Elección de variables sobre el 80% de los datos mediante método exhaustivo

Tabla resumen

```
| Variables| R2_ajustado|
             -:|-
                       0.552 | -96.462 |
             2 j
                      0.649 -124.380
                       0.658 | -124.154 |
             4
                      0.658 | -120.213 |
 • Mejor R2 ajustado => 3 variables => precio ~ cal1 + decor + servicio
 • Mejor BIC ======> 2 variables => precio ~ cal1 + decor
 9. Modelo BIC
   Call:
   lm(formula = precio ~ cal1 + decor, data = datos_sin_lugar)
   Residuals:
                 1Q Median
   -14.6182 -3.4218 0.1376 3.8451 14.1300
   Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
   (Intercept) -25.7431 4.3837 -5.872 2.43e-08 ***
            1.8045
                            0.2695 6.696 3.49e-10 ***
0.2238 7.811 7.24e-13 ***
   cal1
   decor
                 1.7482
   Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
   Residual standard error: 5.27 on 159 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.639, Adjusted R-squared: 0.6345
F-statistic: 140.8 on 2 and 159 DF, p-value: < 2.2e-16
10. Modelo R2 ajustado
   Call:
   lm(formula = precio ~ cal1 + decor + servicio, data = datos_sin_lugar)
                1Q Median
       Min
                                   30
   -14.1752 -3.3003 0.0362 3.8184 13.9664
   Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
   1.3952
                 1.6765
                             0.2293
                                     7.313 1.23e-11 ***
   decor
                            0.3904 1.370 0.172635
   servicio
                0.5349
   Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
   Residual standard error: 5.255 on 158 degrees of freedom
   Multiple R-squared: 0.6433, Adjusted R-squared: 0.6365
   F-statistic: 94.98 on 3 and 158 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Elección del modelo

- Se observa que en el modelo R2 ajustado, la variable **servicio** no es significativa
- R2 de ambos modelos son similares
- Se concluye, que como el modelo BIC es mas simple (menos variable = parsimonioso), se lo elije
- Se verifica el cumplimiento de los suspuestos del modelo

Punto 3

Objetivo del análisis

• Estudiar el impacto de la calificación cal1 de acuerdo al lugar donde se ubica el restaurante

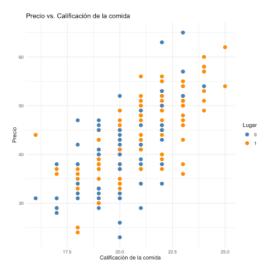
Datos utilizados

• Se analizaron datos de 162 restaurantes, incluyendo las siguientes variables:

Variable	Descripción
precio	precio promedio (en dólares) de una cena con bebida y propina incluida
cal1	calificación otorgada por los clientes a la comida (escala de 0 a 30)
lugar	variable categórica que indica si el restaurante está al este o al oeste de una determinada avenida

Metodología

- 1. Se convierte la variable predictora lugar a factor, por ser una variable categórica
- 2. Se visualizan los datos mediante un scatter plot



- Se observan dispersiones similares
- Se visualiza una relación lineal
- 3. Se proponen dos modelos: modelo de regresión sin interacción y modelo de regresión con interacción
 - precio ~ cal1 + lugar
 - precio ~ cal1 * lugar
- 4. Modelo de regresión sin interacción

```
Call:
lm(formula = precio ~ cal1 + lugar, data = datos_con_lugar)
Residuals:
                1Q Median
                                     30
    Min
                                                Max
-17.2321 -3.3759 -0.0264 3.8678 16.6161
Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
-21.2852 5.1257 -4.153 5.35e-05 ***
(Intercept) -21.2852
                             0.2522 12.194 < 2e-16 ***
1.0325 0.864 0.389
                3.0759
cal1
                0.8921
                            1.0325 0.864
lugar1
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.184 on 159 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.5029, Adjusted R-squared: 0.4966
F-statistic: 80.42 on 2 and 159 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- Se observa que la variable lugar no es significativa, ya que su p-value es mayor a 0.05
- ullet Se observa que R^2 explica el 50% de los casos. Es bueno que los dos valores de R^2 y R^2 ajustado sean similares
- 5. Modelo de regresión con interacción

```
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.204 on 158 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5029, Adjusted R-squared: 0.4934

F-statistic: 53.28 on 3 and 158 DF, p-value: < 2.2e-16
```

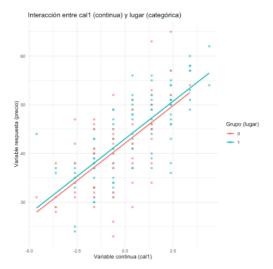
- No cambian los coeficientes de **intercept** y *cal1** respecto del modelo anterior
- Cambia p-value del intercept
- Se mantienen los valores de \mathbb{R}^2 y el p-valor del estadístico F (sigue siendo bajo)
- El término de la interacción no es significativo. Esto indica que no existe una interacción significativa entre las variables
- 6. Se obtiene el factor de inflación de la varianza (vif) del modelo con interacción
 - cal1: 3.45844991606041 => MULTICOLINEALIDAD MODERADA
 - lugar: 123.283545540867 => MULTICOLINEALIDAD ALTA
 - cal1:lugar: 132.821603324448 => MULTICOLINEALIDAD ALTA
- 7. Se corrige la multicolinealidad centrando la variable numérica continua
- 8. Se genera nuevamente el modelo

```
lm(formula = precio ~ cal1_c * lugar, data = datos_con_lugar)
Residuals:
            10 Median
                            3Q
   Min
-17.232 -3.371 -0.031
                       3.868 16.624
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
             42.109640
                         0.845508 49.804 < 2e-16 ***
              3.071815
                         0.460213
                                   6.675 3.97e-10 ***
lugar1
              0.893711
                         1.047596
                                    0.853
                                            0.395
cal1_c:lugar1 0.005808
                        0.550975
                                   0.011
                                            0.992
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.204 on 158 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.5029,
                             Adjusted R-squared: 0.4934
F-statistic: 53.28 on 3 and 158 DF, p-value: < 2.2e-16
```

9. Se obtiene el factor de inflación de la varianza (vif) del último modelo, observándose multicolinealidad leve

cal1_c: 3.45844991606043lugar: 1.06959669856493cal1_c:lugar: 3.33637367264153

10. Scatter plot con la recta ajustada en cada grupo



- Ambas rectas tienen la misma pendiente, lo que significa que la relación entre **precio** y cal1 no se ve afectada por lugar
- La relación entre cal1 y precio es positiva, lo que significa que a mayor calificación mayor precio
- 11. Se verifica el cumplimiento de los supuestos usando resúmenes, gráficos y pruebas estadísticas
 - Se analizan los residuos vs. valores ajustados => los puntos están distribuidos de una manera simétrica, pensando que el concepto de homogeneidad se cumple
 - Se analizan los residuos vs. variables regresoras => no se observan estructuras claras, es decir, la distribución es aleatoria, validandose el supuesto de homocedasticidad de los residuos
 - Se valida el supuesto de normalidad de los residuos mediante un gráfico QQ-plot, observando que los errores se distribuyen normalmente

Modelo obtenido

$$\hat{precio} = 42.109 + 3.071cal1_c + 0.893lugar + 0.005cal1_c * lugar$$

Interpretación

- β_0 : Ordenada al origen (intercept). Es el valor de Y cuando **cal1** y **lugar** son 0
- β_1 : Indica el cambio de **precio** por cada unidad de **cal1**
- β_2 : Indica el cambio de **precio** dependiendo del **lugar** (0 o 1)
- eta_3 : Representa la interacción entre **cal1** y el **lugar**. Es el cambio adicional en al pendiente de **cal1** cuando **lugar** es 1
- A modo de conclusión, el efecto de cal1 sobre precio es consistente en todos los "lugares"

Punto 4

Objetivo del análisis

• Elaborar un modelo de regresión lineal con datos de hombres con cáncer de próstata que se examinaron antes de una operación

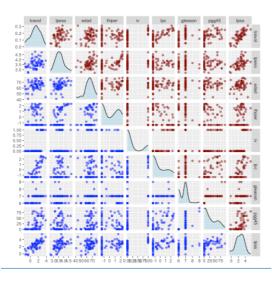
Datos utilizados

• Se analizaron datos de 97 hombres con cáncer de próstata que se examinaron antes de una operación, incluyendo las siguientes variables:

Variable	Descripción
Icavol	log del volumen del cáncer
Ipeso	log del peso de la próstata
edad	edad del paciente
Ihiper	log de hiperplasia benigna
iv	invasión vesical (binaria)
lpc	log de penetración capsular
gleason	puntaje de Gleason
pgg45	porcentaje de células con patrón 4 o 5
lpsa	log del nivel del antígeno prostático específico (PSA) – variable respuesta

Metodología

1. Se explora como se relacionan todas las variables utilizando un gráfico de dispersión (scatter plot)



- Se observa linealidad en la relación de la variable respuesta **Ipsa** con las variables **Icavol, Ipeso, Ipc**
- 2. Se propone un modelo de regresión lineal

```
Call:
lm(formula = lpsa \sim ., data = datos4)
Residuals:
              10 Median
                                3Q
                                        Max
    Min
-1.36768 -0.31610 -0.06186 0.25187 1.34656
Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.352212 1.279326 -0.275
                                          0.7841
lcavol
             0.457406
                       0.095869
                                  4.771 1.48e-05 ***
lpeso
            0.499621
                       0.195477
                                  2.556
                                          0.0135 *
edad
            -0.023870
                       0.010782
                                -2.214
                                          0.0312 *
lhiper
             0.299314
                       0.061952
                                  4.831 1.20e-05 ***
            1.139018
                       0.245779
iv
                                  4.634 2.37e-05 ***
            -0.074570
lpc
                       0.090851 -0.821
                                          0.4154
             0.218317
                       0.167169
                                          0.1972
gleason
                                  1.306
                       0.004312
pgg45
            0.006699
                                  1.554
                                          0.1262
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.5548 on 53 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8252,
                              Adjusted R-squared: 0.7988
F-statistic: 31.28 on 8 and 53 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- Las variables regresoras $\mbox{lpc},$ $\mbox{gleason}$ y $\mbox{pgg45}$ no son significativas
- Las variables regresoras **lcavol**, **lpeso**, **edad**, **lhiper** y ${\bf iv}$ son significativas
- Tanto R2 como R2 ajustado son altos y similares, explican el 82% y 79% respectivamente
- 3. Se verifica el cumplimiento de los supuestos usando resúmenes, gráficos y pruebas estadísticas
 - Se analizan los residuos vs. valores ajustados => los puntos están distribuidos de una manera simétrica, pensando que el concepto de homogeneidad se cumple
 - Se analizan los residuos vs. variables regresoras => no se observan estructuras claras, es decir, la distribución es aleatoria, validandose el supuesto de homocedasticidad de los residuos
 - Se valida el supuesto de normalidad de los residuos mediante un gráfico QQ-plot, observando que los errores se distribuyen normalmente
- 4. Se visualiza que las variables ${\it iv}$ y ${\it gleason}$ son categóricas
- 5. Se analizan los puntos influyentes
 - No se detecta ninguna observación que supere el umbral de Cook
 - No se detecta ningún punto influyente
- 6. Se analiza la multicolinealidad:

lcavol: 2.70075375915355
lpeso: 1.51808142255376
edad: 1.30748372954313
lhiper: 1.62121921029172
iv: 2.01620143460216
lpc: 3.02757448391407
gleason: 2.43067324361368
pgg45: 2.99822669459834

• Como los valores del vif son mayores que 1 y menores que 5, supone una multicolinealidad moderada, lo que generalmente no es motivo de preocupación

- 7. Se definen los conjunto de entrenamiento (0.80 %) y test (0.20 %)
- 8. Elección de variables sobre el 80% de los datos mediante método exhaustivo

- Mejor R2 ajustado => 6 variables => lpsa ~ lcavol + lpeso + edad + lhiper + iv + pgg45
- Mejor BIC ======> 3 variables => lpsa ~ lcavol + lhiper + iv
- Modelo AIC => lpsa ~ lcavol + lhiper + iv + pgg45 + lpeso + edad + gleason
- 9. Se entrena cada modelo lineal (BIC, R2, AIC) con validación cruzada en train-data
- 10. Se arma la tabla resumen con los resultados del entranamiento de cada modelo

- 11. Se hacen predicciones con el modelo ganador sobre las variables correctas
- 12. Se arma la tabla de resumen con los resultados de RMSE (Root Mean Squared Error)

- Se observa que en ninguno de los modelos no difiere mucho del RMSE obtenido en el entrenamiento
- . No hay evidencia de overfitting
- 13. Modelo final BIC

```
lm(formula = formula_bic, data = datos4)
Residuals:
            10 Median
-1.4875 -0.3663 -0.0018 0.4379 1.0958
Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.46701
                      0.11406 12.862 < 2e-16 ***
            0.52211
                      0.08208
lcavol
                                6.361 3.44e-08 ***
                       0.05685
                                5.872 2.21e-07 ***
            0.33382
lhiper
            1.23478
                     0.25127 4.914 7.66e-06 ***
iv
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.6135 on 58 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7662, Adjusted R-squared: 0.7541
F-statistic: 63.34 on 3 and 58 DF, p-value: < 2.2e-16
```

14. Modelo final R2

```
Call:
lm(formula = formula_R2, data = datos4)
Residuals:
    Min
              10 Median
                               30
                                       Max
-1.39210 -0.34510 0.00788 0.32212 1.25040
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.941438 0.884109 1.065 0.29160
                      0.081284
                                 5.462 1.17e-06 ***
lcavol
            0.443972
lpeso
            0.477554
                      0.196220
                                2.434 0.01822 *
           -0.019953
                      0.010563 -1.889 0.06416 .
edad
                               4.930 7.94e-06 ***
lhiper
            0.302132
                       0.061284
            1.019437
                       0.235671
                                 4.326 6.46e-05 ***
pgg45
            0.008954
                      0.003013 2.972 0.00439 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.5584 on 55 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8163, Adjusted R-squared: 0.7963
F-statistic: 40.73 on 6 and 55 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Elección del modelo

- Se elige el modelo BIC porque:
 - Tiene un RMSE ligeramente menor, lo que indica predicciones más precisas
 - Tiene un R-squared que no es el mayor pero muy poca diferencia con los otros modelos
 - Tiene un MAE menor, lo que indica, en promedio, errores de predicción más pequeños
 - Es mas parsimonioso (tiene menos variables que el resto de los modelos)
 - Tanto BIC como AIC coincide en las variables mas significativas: Icavol, Ihiper, iv