```
library(dplyr)

rladies_global %>%
  filter(city == 'Your city')
```



"Clasificación geográfica de hollejos de uva de Mendoza mediante Regresión Logística Multinomial y R"

Lic. Brenda V. Canizo



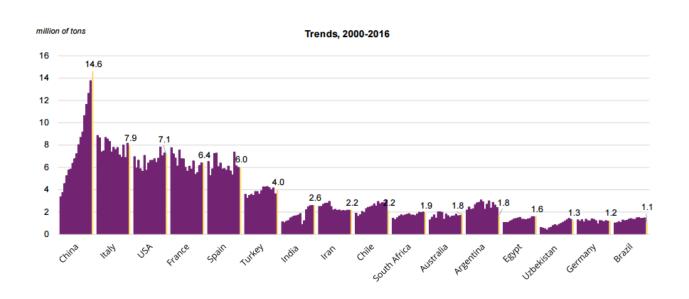
1. Para empezar algunas estadísticas...



G Contexto Mundial



Argentina: 12º productor de uvas
 9º productor de vinos



Fuente: OIV, Statistical Report on World Vitiviniculture, 2016

A nivel nacional



- Mendoza: 1º productor de uvas y vinos



PRODUCCIÓN DE UVA SEGÚN PROVINCIA DE ORIGEN TODOS LOS DESTINOS (ELABORAR VINOS Y MOSTOS, CONSUMO EN FRESCO Y PARA PASAS DE UVA) Año 2016 - En quintales métricos

TOTAL PAÍS

PROVINCIAS	ELABORACION	CONSUMO EN FRESCO	PASAS	TOTAL
BUENOS AIRES	1.303	-	-	1.303
CATAMARCA	100.032	-	-	100.032
СНИВИТ	181	-	-	181
CORDOBA	3.638	-	-	3.638
ENTRE RIOS	731	-	-	731
YUJUY	236	-	-	236
LA PAMPA	17.460	-	-	17.460
LA RIOJA	707.302	-	10.514	717.816
MENDOZA	10.191.468	2.848	1.736	10.196.052
NEUQUEN	125.720	-	-	125.720
RIO NEGRO	54.717	-	-	54.717
SALTA	211.962	-	-	211.962
SAN JUAN	5.624.149	89.864	438.274	6.152.287
SAN LUIS	1.153	-	-	1.153
TUCUMAN	889	-	-	889
TOTAL	17.040.942	92.712	450.524	17.584.178

Clasificación Geográfica





Ley 25163 define **Denominación de Origen Controlada (DOC).**

CAPITULO IV: DENOMINACION DE ORIGEN CONTROLADA

ARTICULO 13. - A los efectos de la presente ley, se entiende por Denominación de Origen Controlada (DOC) el nombre que identifica un producto originario de una región, de una localidad o de área de producción delimitada del territorio nacional, cuyas cualidades o características particulares se deben exclusiva o esencialmente al medio geográfico, abarcando los factores naturales factores humanos.





- La composición elemental del vino refleja la geoquímica del suelo en el que se cultivan las vides.
- La mayoría de los elementos minerales no se metabolizan o se transforman durante los procesos enológicos y permanecen casi inalterados.



Composición elemental



Huella Dactilar



Análisis estadístico multivariado



CLASIFICACIÓN GEOGRÁFICA



2. Manos a la obra...





Instrumentación

(F) ICP-MS Perkin-Elmer SCIEX, ELAN DRC-e (Thornhill, Canadá)



29 elementos analizados: ⁴⁷Ti, ⁵¹V, ⁵⁵Mn, ⁵⁷Fe, ⁵⁹Co, ⁶⁰Ni, ⁶³Cu, ⁶⁶Zn, ⁶⁹Ga, ⁷⁵As, ⁸⁵Rb, ⁸⁹Y, ⁹⁰Zr, ⁹³Nb, ⁹⁸Mo, ¹⁰⁷Ag, ¹³⁰Te, ¹³³Cs, ¹³⁹La, ¹⁴⁰Ce, ¹⁴¹Pr, ¹⁴²Nd, ¹⁵²Sm, ¹⁵³Eu, ¹⁵⁸Gd, ¹⁶⁹Tm, ¹⁷⁵Lu, ²⁰⁵Tl, and ²³⁸U.



Muestreo y tratamiento de muestras

Toma de muestras de 35 fincas de:

GY: Guaymallén

MP: Maipú

RV: Rivadavia

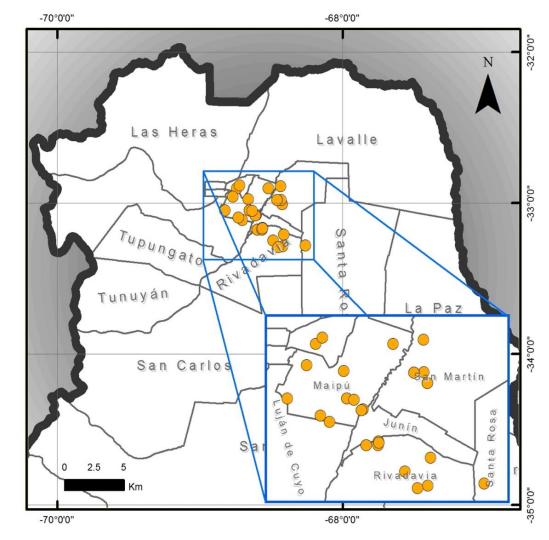
JN: Junin

SM: San Martín

- Varietales: Cabernet Sauvignon, Malbec, Bonarda, Aspirant Bouchet (tintos), Chardonnay, Sauvignon Blanc, y Pedro Jiménez (blancos).
- Se separó manualmente hollejos, semillas y pulpa.
- Tratamientos de los hollejos:
 liofilización -> molienda > digestión -> análisis









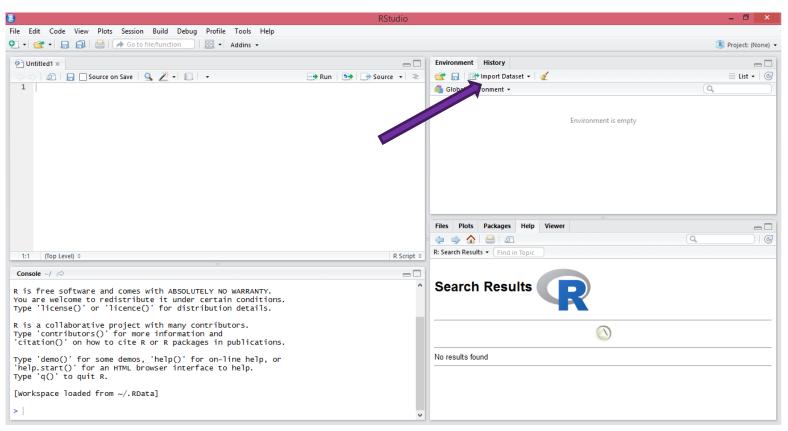


3. Procesando datos en R...

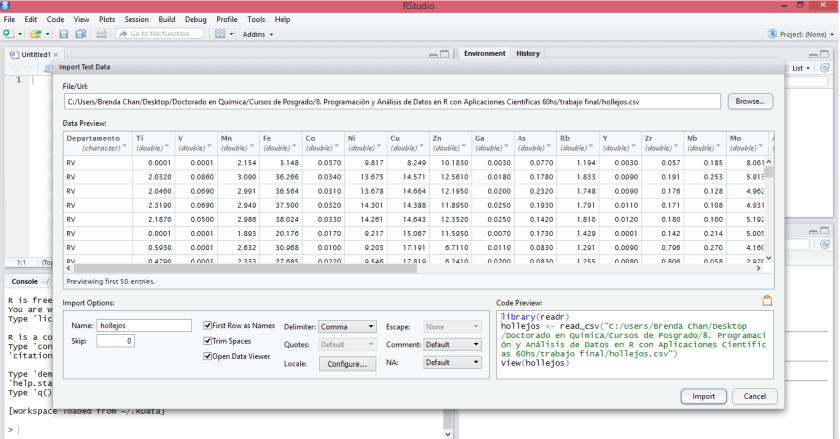














Inspección de los datos

```
> head(hollejos)
# A tibble: 6 \times 30
  Departamento
                     Τi
                                    Mn
                                            Fe
                                                   CO
                                                           Νi
                                                                           Ζn
                                                                   Cu
                                                                                  Ga
                                                                                         As
          <chr> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <
                                                               <db1> <db1> <db1> <db1>
                                        3.148 0.037 9.817
             RV 0.0001 0.0001 2.154
                                                                8.249 10.183 0.003 0.077
1
2
             RV 2.0320 0.0860 3.090 36.266 0.034 13.675 14.571 12.561 0.018 0.178
3
             RV 2.0460 0.0690 2.991 36.564 0.031 13.678 14.664 12.195 0.020 0.232
             RV 2.3190 0.0690 2.949 37.500 0.032 14.301 14.388 11.895 0.025 0.193
5
             RV 2.1870 0.0500 2.986 38.024 0.033 14.261 14.643 12.352 0.025 0.142
6
             RV 0.0001 0.0001 1.893 20.176 0.017 9.217 15.067 11.595 0.007 0.173
  ... with 19 more variables: Rb <dbl>, Y <dbl>, Zr <dbl>, Nb <dbl>, Mo <dbl>,
    Ag <dbl>, Te <dbl>, Cs <dbl>, La <dbl>, Ce <dbl>, Pr <dbl>, Nd <dbl>, Sm <dbl>,
    Eu \langle db1 \rangle, Gd \langle db1 \rangle, Tm \langle db1 \rangle, Lu \langle db1 \rangle, T1 \langle db1 \rangle, U \langle db1 \rangle
```

```
> str(holleios)
Classes 'tbl_df', 'tbl' and 'data.frame':
                                                413 obs. of 30 variables:
 $ Departamento: chr
                      "RV" "RV" "RV" "RV" ...
 $ Ti
               : num 0.0001 2.032 2.046 2.319 2.187 ...
 $ V
                     0.0001 0.086 0.069 0.069 0.05 0.0001 0.0001 0.0001 0.0001 0.0001
 $ Mn
                      2.15 3.09 2.99 2.95 2.99 ...
 $ Fe
                      3.15 36.27 36.56 37.5 38.02 ...
 $ Co
                      0.037 0.034 0.031 0.032 0.033 0.017 0.01 0.022 0.016 0.015 ...
 $ Ni
               : num 9.82 13.68 13.68 14.3 14.26 ...
 $ Cu
                     8.25 14.57 14.66 14.39 14.64 ...
                      10.2 12.6 12.2 11.9 12.4 ...
 $ Zn
                      0.003 0.018 0.02 0.025 0.025 0.007 0.011 0.02 0.019 0.013 ...
 $ Ga
 $ As
                      0.077 0.178 0.232 0.193 0.142 0.173 0.083 0.083 0.061 0.104 ...
 $ Rb
                     1.19 1.83 1.75 1.79 1.81 ...
 $ Y
                     0.003 0.009 0.009 0.011 0.012 0.0001 0.009 0.008 0.008 0.005 ...
 $ Zr
                      0.057 0.191 0.176 0.171 0.18 0.142 0.796 0.806 0.781 0.798 ...
 $ Nb
                      0.185 0.253 0.128 0.108 0.1 0.214 0.27 0.058 0.031 0.021 ...
 $ Mo
                      8.06 5.91 4.96 4.93 5.19 ...
 $ Aa
                     0.161 0.175 0.182 0.167 0.176 0.16 0.0001 0.0001 0.0001 0.0001 ...
 $ Te
                      0.0001 7.354 3.618 0.892 0.0001 ...
 $ Cs
                      0.015 0.001 0.0001 0.0001 0.0001 0.007 0.002 0.001 0.001 0.001 ...
                      0.074 0.045 0.046 0.045 0.044 0.052 0.053 0.053 0.058 0.055 ...
 $ La
 $ ce
                      0.035 0.056 0.058 0.05 0.053 0.028 0.07 0.067 0.069 0.073 ...
                     0.009 0.007 0.005 0.007 0.006 0.002 0.004 0.003 0.003 0.003 ...
 $ Pr
 $ Nd
                      0.0001 0.012 0.005 0.02 0.02 0.0001 0.015 0.009 0.009 0.007 ...
 $ 5m
                      1e-03 6e-03 5e-03 6e-03 6e-03 1e-04 1e-03 2e-03 1e-03 3e-03 ...
 $ Eu
                      4e-03 4e-03 4e-03 2e-03 4e-03 1e-04 1e-03 1e-03 1e-03 ...
 $ Gd
                      6e-03 5e-03 5e-03 5e-03 5e-03 1e-04 1e-03 1e-03 2e-03 1e-03 ...
 $ Tm
                      8e-03 4e-03 2e-03 2e-03 2e-03 1e-03 1e-04 1e-04 1e-04 ...
                     1e-02 2e-03 2e-03 4e-03 4e-03 3e-03 1e-04 1e-04 1e-04 1e-04 ...
 $ Lu
 $ T1
                     0.161 0.0001 0.0001 0.0001 0.0001 0.125 0.055 0.076 0.059 0.078 ..
 $ U
               : num 0.01 0.034 0.037 0.038 0.037 0.008 0.019 0.02 0.015 0.016 ...
```

> table(hollejos\$Departamento)

GY JN MP RV SM 22 27 200 90 74





3 Desarrollo del modelo de RLM

- La **regresión logística multinomial** generaliza el método de regresión logística para problemas multiclase, es decir, con más de dos posibles resultados discretos, es decir la variable es categórica.
- Se trata de un modelo que se utiliza para predecir las **probabilidades** de los diferentes resultados posibles de una distribución categórica como variable dependiente, dado un conjunto de variables independientes.



#Cargo la librería que tiene modelo de regresión multinomial

library(nnet)

#Separo los datos en training(70%) y testing(30%)

```
index <- sample(1:413, 290, replace=FALSE) dtraining <- hollejos[index,] dtesting <- hollejos[-index,]
```

```
> index
     16 412 101 192 378 146 405 215 240 246 324 11 368 251 30 376 310
 [21] 164 39 340 369 383 264 244 327 194 103 104 291 389 397 298 135
 [41] 335 150 353 337 211 60 64 189
                                      69 136 72 289 40 206 234 318 351 230 170
                                     275 195 97 349 303 109 413 205
                                              62
                                                 20 183 402 266
                                     129 161
                                             14 185
[161] 304 78 343 159 307 394 268 197
                                      46 401 125 162 186
[181] 112 288 114 168 199 147 130 188
                                           9 221 141 269 253 350
                                      92
[201] 219 217 47 19 294 278 187 315 338 248
                                              50 236
                                                       2 222 139 131 362 321 235
                                              54 302
[221] 152 63 300 143 224
                         84 308 75 191
                                                     44 193 142 111 133 373 404 279
                                          13 370 295 223 110 322 26
              98 232 375 181 156 277 332
                                          67 297 49 358 249 171 210 233 406 254 76
                  41 239 127 361 115 319
                      38 226 134 386 388
```



#Hago el modelo con mis observaciones de training

modelo <- multinom(Departamento~., data=dtraining)

```
> summary(modelo)
call:
multinom(formula = Departamento ~ ., data = dtraining)
coefficients:
   (Intercept)
                     Τi
                          42.48325 48.786444 -2.364052 14.58973 0.2623107 18.28687
      2.191784 -64.82001
                          44.90463 4.457424 -2.522236 17.09780 0.1881855 19.78460
     20.707889 -58.96531
    24.603777 -58.68780
                                    4.066652 -2.446614 -18.56959 0.1784459 19.67887
                          21.92547
    19.800057 -58.36798 -125.05979
                                    6.943456 -2.619488 -24.43383 0.2112712 19.93921
           zn
                                As
                                           Rb
                                                                zr
                      Ga
JN -13.089963 -23.337536 -278.95805 -39.30913
                                              -5.018079
                                                         -95.71122
   -3.244801 46.475202
                                   17.35074 31.882016
                          10.60374
                                                        -99.47017 -71.52054
RV -3.073019 -26.290908
                          11.29867 15.86682 -16.096450 -104.61066 -80.18207
                          10.04520
                                    13.61595 -19.249134 -102.86053 -73.30666
   -3.030093
                2.755939
          Mo
                               Te
                                           Cs
                                                                 Ce
                      Ag
                                                      La
JN 5.7045003 325.15747 0.3503096
                                     1.564548
                                               -34.80761 -79.42632
MP -0.5230415 -81.86610 1.5627478
                                   314.464187
                                               -72.79128 -128.01940 -20.165996
RV -0.1967334 -113.21829 1.7093118 -253.232804
                                               -76.37412 -146.64732
SM -0.5239666 -72.28093 1.7251467 -72.787688 -171.23421 -84.75680 -33.377108
          Nd
                       Sm
                                  Eu
                                             Gd
                                                        Tm
                          -2.007563
                                      2.733860
                                                -0.2967938
JN -2.796331
               0.2649217
                                                            -2.323490
   98.119761 -20.0750291 -36.846458 -12.935413 -16.2692912 -31.527613 -42.17778
RV -93.697009 47.9949667 53.531571 12.854907
                                                20.7040070 42.779607 -21.42159
   -6.590116 -27.2011263 -15.862238 -3.092897 -4.6216581 -9.474706 -29.48342
    -1.542413
MP -211.667077
RV 113.942230
    84.958909
```



```
Std. Errors:
   (Intercept)
                      Τi
                                           Mn
                                                     Fe
                                                                 CO
JN
      1.849386 1.0952237 0.05318181 5.312815 11.740066 0.02244394 12.087672
      1.147936 0.7742679 14.95968494 1.871528 5.782642 19.70382384 4.991373
MΡ
      1.063356 0.7885881 15.50827819 1.868889
                                               5,782640 19,80621806 4,991336
RV
      1.480177 0.9090230 5.10122324 1.887893
                                               5.782707 23.76154607 4.991399
                                                   Rb
          Cu
                   zn
                               Ga
                                         As
                                                                       zr
                                                                                 Nb
JN 10.540995 6.850306 0.01742983 0.3394343 1.4724184 0.01224619 2.378677 0.5019073
MP 3.711477 3.131557 16.64641457 2.9658125 0.5723959 0.87475928 1.319143 1.6645032
RV 3.711488 3.131478 18.59039208 2.9427944 0.5664464 1.27536783 1.255605 1.6935604
SM 3.711533 3.131414 3.03036595 3.9112461 0.6732950 0.69646312 1.557214 2.5344495
                                        Cs
                                                   La
                                                               ce
         MO
                   Aq
                             Te
JN 8.624070 0.6470648 0.6148586 0.01198912 0.04666365 0.02725962 0.003584672
MP 2.859822 4.6034663 0.2362415 1.64320851 5.30816438 10.84848152 0.422160948
RV 2.859289 5.2330951 0.2363384 1.71379008 5.13766912 10.39915134 0.637647562
SM 2.860356 6.0422289 0.2436960 0.26770975 7.87280238 8.55727617 0.532673797
          Nd
                                  Eu
                                               Gd
                     Sm.
                                                            Τm
JN 0.0139869 0.01006861 0.0001966243 0.0008282065 0.0001968502 0.000523073 0.5596299
MP 3.4354752 0.35839865 0.2881355623 0.4439610570 0.1658561831 0.285530269 3.7479527
RV 4.4371010 0.59097530 0.3197179472 0.5198125021 0.1829018607 0.282932374 2.8206238
SM 1.2786410 0.30167225 0.1049540081 0.3097303857 0.1278912868 0.127693366 3.7379903
             U
JN 0.06589611
MP 9.49714207
RV 11.69764604
SM 3.17046905
Residual Deviance: 202,2117
AIC: 442.2117
```



4 Predicción

predict(modelo, newdata = dtesting)



predict(modelo, dtesting, type = "prob")

•	,	J, 71	· /		
	GY	JN	MP	RV	SM
1	6.396108e-70	1.000000e+00	2.167728e-15 3	3.056751e-17 5.106	3948e-17
2	1.478351e-24	3.342229e-23	1.225024e-01 8.	.772500e-01 2.475	531e-04
3	5.108794e-05	4.393896e-45	5.800451e-01 4.	.194860e-01 4.177	901e-04
4	4.967786e-12	8.090216e-49	4.507556e-01 5.	.481440e-01 1.100	468e-03
5	1.057719e-51	7.289500e-43	2.523314e-02 9.	.711196e-01 3.647	287e-03
6	1.411684e-52	7.312139e-14	1.318556e-01 5.	.049561e-02 8.176	488e-01
7	1.000000e+00	1.415818e-09	2.425376e-10 4	.665828e-17 4.455	5604e-26
8	4.668912e-85	9.99999e-01	5.862840e-11 4.	.218390e-08 1.064	893e-07
•					
-					

123 8.931952e-39 2.097858e-43 8.449076e-01 1.501431e-01 4.949298e-03

#Matriz de confusión



mc <- table(predict(modelo, newdata = dtesting), dtesting\$Departamento)</pre>

GY	JN	MP	RV	SM
GY 8	0	0	0	1
JN 0	8	1	2	1
MP 0	1	50	3	8
RV 0	0	4	16	5
SM 0	1	2	3	9

#tasa de buena clasificación

TBC <- (8+8+50+16+9)/123 sum(diag(mc))/sum(mc) #[1] 0.7398374 #en porcentaje es de **73.98%**

#tasa de mala clasificación

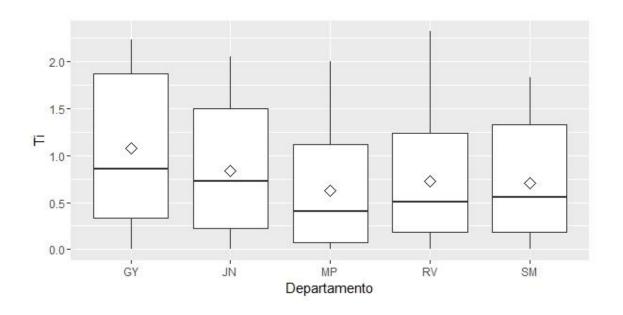
TMC <- 1-TBC 1-sum(diag(mc))/sum(mc) #[1] 0.2601626

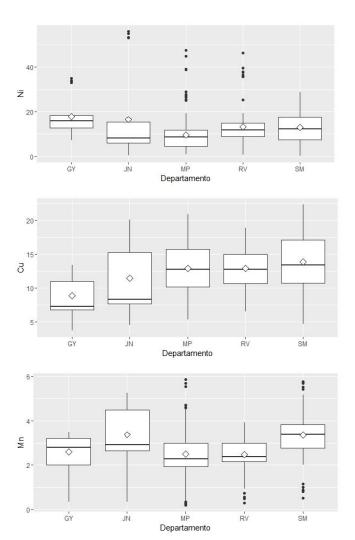
#en porcentaje es de 26.02%

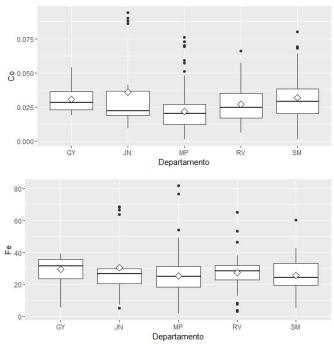


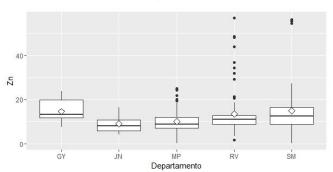
5 Estadística descriptiva

g <-ggplot(hollejos, aes(x=Departamento, y= Ti)) + geom_boxplot() + stat_summary(fun.y="mean", geom="point", shape=23, size=3, fill="white")













4. Finalizando...





- Por medio de la aplicación de la técnica RLM combinados con análisis multielemental por ICP-MS, es posible una clasificación intrarregional de hollejos de uva con una tasa de predicción de aproximadamente el 74%.
- Los metales analizados son buenos indicadores de origen de los hollejos y se pueden utilizar como criterio para garantizar la autenticidad y origen geográfico de un vino.



GRACIAS POR TU ATENCIÓN!!!!

