EjercicioTiposDatosMissing

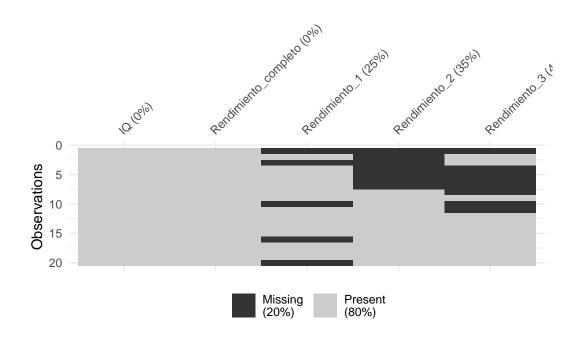
Silvia Pineda

Lectura y carga de librerías

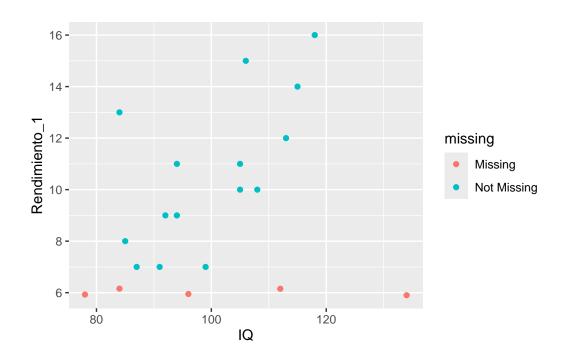
```
library(naniar)
library(ggplot2)
datos<-read.csv("EjemploTiposMissing.csv")</pre>
```

1. Averigua a qué columna corresponde los datos MCAR, MAR y MNAR y explica por qué. Después cambia el nombre de las columnas por Rendimiento_MCAR, Rendimiento_MAR y Rendimiento_MNAR.

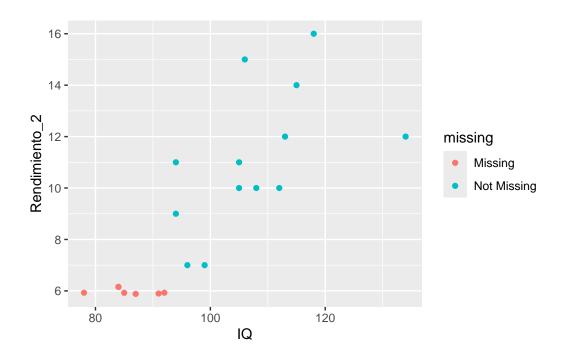
vis_miss(datos)



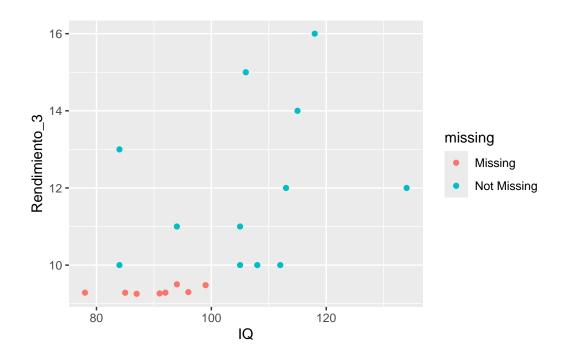
ggplot(data = datos, aes (x = IQ, y = Rendimiento_1)) + geom_miss_point()



ggplot(data = datos, aes (x = IQ, y = Rendimiento_2)) + geom_miss_point()



ggplot(data = datos, aes (x = IQ, y = Rendimiento_3)) + geom_miss_point()



library(VIM)

Loading required package: colorspace

Loading required package: grid

VIM is ready to use.

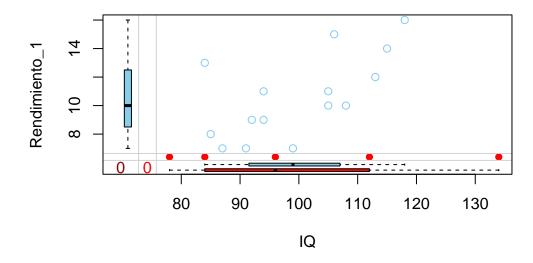
 ${\tt Suggestions \ and \ bug-reports \ can \ be \ submitted \ at: \ https://github.com/statistikat/VIM/issues}$

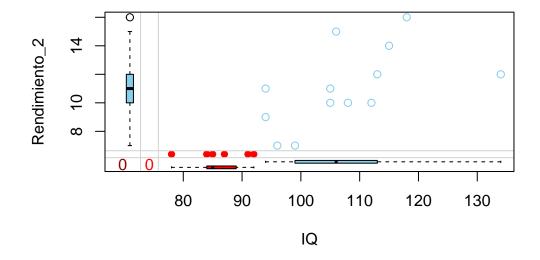
Attaching package: 'VIM'

The following object is masked from 'package:datasets':

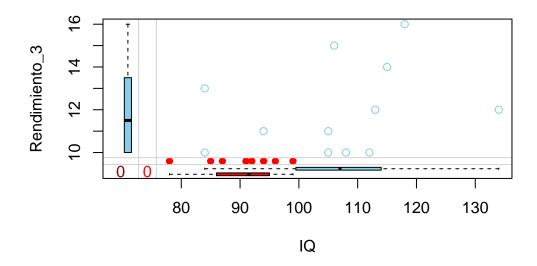
sleep

marginplot(datos[c(1,3)])





marginplot(datos[c(1,5)])



Rendimiento_1: Este es de tipo MCAR. Los datos faltantes son completamente aleatorios. Están distribuidos a lo largo de la variable observada IQ y no corresponden a ningún patrón específico. Los boxplots de los missing vs. no missing no se diferencian.

Rendimiento_2: Este es de tipo MAR. Los datos faltantes corresponden a los candidatos con las puntuaciones IQ menores. Existe una clara asociación con la variable observada (IQ). Los boxplots de los datos missing vs. no missing se diferencian mucho y además no hay puntos que correspondan a los "not_missing" en la parte faltante.

Rendimiento_3: Este tipo es MNAR. Los datos faltantes corresponden a los candidatos con el rendimiento menor, pero CUIDADO esto no lo sabríamos si no tuvieramos la variable completa. Imagina por ejemplo que la compañía contrató a los 20 candidatos y a continuación despidió a un número de individuos por bajo rendimiento previo a las evaluaciones de los 6 meses. Los datos missing estarían asociados con una variable no observada (haber sido despedido). Sin tener la variable completa, esto lo podemos observar debido a que los datos missing del rendimiento_3 están asociados con IQ pero no solo porque también hay puntos "not_missing" para los de bajo IQ a diferencia del rendimiento_2.

```
colnames(datos)[3:5]<-c("Rendimiento_MCAR", "Rendimiento_MAR", "Rendimiento_MNAR")</pre>
```

2. Compara la media entre las 3 variables de Rendimiento_MCAR, Rendimiento_MAR y Rendimiento_MNAR con Rendimiento_completo. ¿Qué observas?

summary(datos)

IQ	Rendimiento_completo	Rendimiento_MCAR	${\tt Rendimiento_MAR}$
Min. : 78.0	Min. : 7.00	Min. : 7.0	Min. : 7.00
1st Qu.: 90.0	1st Qu.: 8.75	1st Qu.: 8.5	1st Qu.:10.00
Median : 97.5	Median :10.00	Median :10.0	Median :11.00
Mean :100.0	Mean :10.35	Mean :10.6	Mean :11.08
3rd Qu.:109.0	3rd Qu.:12.00	3rd Qu.:12.5	3rd Qu.:12.00
Max. :134.0	Max. :16.00	Max. :16.0	Max. :16.00
		NA's :5	NA's :7

Rendimiento_MNAR

Min. :10.00 1st Qu.:10.00 Median :11.50 Mean :12.00 3rd Qu.:13.25 Max. :16.00 NA's :8 La media de rendimiento completo es 10.35. Si no hacemos nada con los datos y solo borramos los missing, vemos como la media de los MAR y MNAR son mucho más altas debido a que los datos faltantes corresponden a valores bajos de rendimiento.

3. Si calculamos los coeficientes de correlación y una regresión simple de cada una de las 3 variables Rendimiento_MCAR, Rendimiento_MAR y Rendimiento_MNAR para predecir el IQ. ¿Qué diferencias observas en comparación con Rendimiento_completo?

```
cor(datos$IQ,datos$Rendimiento_completo)
[1] 0.5419817
cor(datos$IQ,datos$Rendimiento_MCAR,use="complete.obs")
[1] 0.6375139
cor(datos$IQ,datos$Rendimiento_MAR,use="complete.obs")
[1] 0.5555719
cor(datos$IQ,datos$Rendimiento_MNAR,use="complete.obs")
[1] 0.2671781
summary(lm(IQ~Rendimiento_completo,data=datos))
Call:
lm(formula = IQ ~ Rendimiento_completo, data = datos)
Residuals:
   Min 1Q Median
                            3Q
                                   Max
-23.569 -7.425 1.216
                         6.572 29.287
Coefficients:
                    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
(Intercept)
                      70.439
                                 11.143
                                         6.322 5.87e-06 ***
                                  1.044
                                          2.736 0.0136 *
Rendimiento_completo
                      2.856
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 12.2 on 18 degrees of freedom
                              Adjusted R-squared: 0.2545
Multiple R-squared: 0.2937,
F-statistic: 7.487 on 1 and 18 DF, p-value: 0.01357
summary(lm(IQ~Rendimiento MCAR, data=datos))
Call:
lm(formula = IQ ~ Rendimiento_MCAR, data = datos)
Residuals:
                                        Max
    Min
                   Median
                                3Q
              1Q
-21.5608 -4.2046
                   0.0078
                                     9.8673
                            6.8673
Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
                73.9955
                             8.9276
                                     8.288 1.51e-06 ***
Rendimiento_MCAR 2.4281
                             0.8138
                                      2.983
                                             0.0106 *
___
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 8.9 on 13 degrees of freedom
  (5 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.4064,
                              Adjusted R-squared: 0.3608
F-statistic: 8.901 on 1 and 13 DF, p-value: 0.01057
summary(lm(IQ~Rendimiento_MAR, data=datos))
Call:
lm(formula = IQ ~ Rendimiento_MAR, data = datos)
Residuals:
```

Max

3Q

Min

1Q Median

-13.4416 -2.4416 -0.1827 2.8173 24.2995

Coefficients:

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                            11.608 7.115 1.95e-05 ***
(Intercept)
                 82.594
Rendimiento_MAR
                  2.259
                             1.019
                                     2.216 0.0487 *
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
  (7 observations deleted due to missingness)
```

Residual standard error: 9.719 on 11 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3087, Adjusted R-squared:

F-statistic: 4.911 on 1 and 11 DF, p-value: 0.0487

summary(lm(IQ~Rendimiento_MNAR, data=datos))

Call:

lm(formula = IQ ~ Rendimiento_MNAR, data = datos)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -24.312 -7.125 3.188 5.469 27.500

Coefficients:

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                             25.149
                                      3.370 0.00712 **
(Intercept)
                  84.750
                                      0.877 0.40119
Rendimiento_MNAR
                   1.812
                              2.067
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

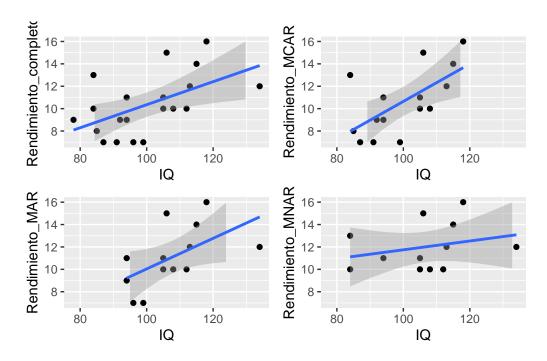
Residual standard error: 14.32 on 10 degrees of freedom (8 observations deleted due to missingness) Multiple R-squared: 0.07138, Adjusted R-squared: -0.02148 F-statistic: 0.7687 on 1 and 10 DF, p-value: 0.4012

Tanto en la correlación como en el modelo de regresión vemos como varía la asociación según el tipo de datos faltantes siendo los de tipo MNAR los que provocan la pérdida total de correlación y asociación.

4. Haz un gráfico para ver como se ajusta la recta de regresión en cada uno de los casos.

```
library(ggplot2)
library(patchwork)
y_min <- min(datos$Rendimiento_completo)</pre>
y_max <- max(datos$Rendimiento_completo)</pre>
ggp1 <- ggplot(datos,aes(IQ, Rendimiento_completo)) + geom_point() +</pre>
 stat_smooth(method = "lm", se=TRUE, formula = y ~ x, geom = "smooth") + ylim(y_min, y_max)
ggp2 <- ggplot(datos,aes(IQ, Rendimiento_MCAR)) + geom_point() +</pre>
 stat_smooth(method = "lm", se=TRUE, formula = y ~ x, geom = "smooth") + ylim(y_min, y_max)
ggp3 <- ggplot(datos,aes(IQ, Rendimiento_MAR)) + geom_point() +</pre>
stat_smooth(method = "lm", se=TRUE, formula = y ~ x, geom = "smooth") + ylim(y_min, y_max)
ggp4 <- ggplot(datos,aes(IQ, Rendimiento_MNAR)) + geom_point() +</pre>
stat smooth(method = "lm", se=TRUE, formula = y ~ x, geom = "smooth") + ylim(y min, y max)
ggp1+ggp2+ggp3+ggp4
Warning: Removed 5 rows containing non-finite outside the scale range
(`stat_smooth()`).
Warning: Removed 5 rows containing missing values or values outside the scale range
(`geom_point()`).
Warning: Removed 7 rows containing non-finite outside the scale range
(`stat_smooth()`).
Warning: Removed 7 rows containing missing values or values outside the scale range
(`geom_point()`).
Warning: Removed 8 rows containing non-finite outside the scale range
(`stat_smooth()`).
```

Warning: Removed 8 rows containing missing values or values outside the scale range (`geom_point()`).



5. Imputa por la media y por el modelo de regresión simple las tres variables rendimiento y compara los resultados.

MCAR

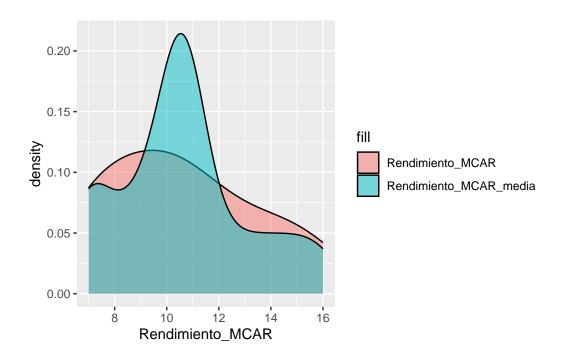
Imputación por la media

```
datos$Rendimiento_MCAR_media<-datos$Rendimiento_MCAR
mean(datos$Rendimiento_MCAR, na.rm = TRUE)</pre>
```

[1] 10.6

```
datos$Rendimiento_MCAR_media[is.na(datos$Rendimiento_MCAR_media)] <- mean(datos$Rendimiento_MCAR_media)] <- mean(datos$Rendimiento
```

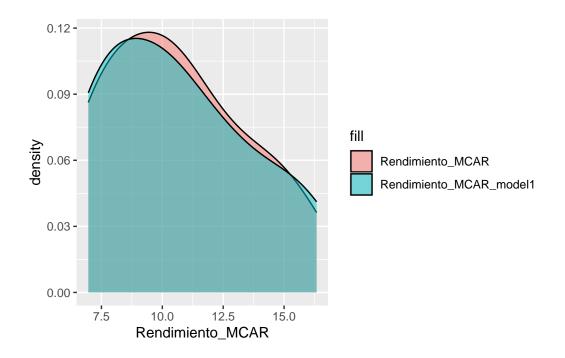
Warning: Removed 5 rows containing non-finite outside the scale range (`stat_density()`).



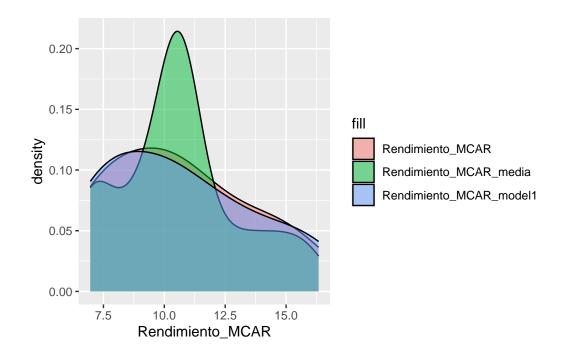
Imputación por modelo de regresión lineal

```
model1 <- lm(Rendimiento_MCAR ~ IQ, data = datos)
predictions <- predict(model1,newdata = datos [is.na(datos$Rendimiento_MCAR),])
datos$Rendimiento_MCAR_model1 <- datos$Rendimiento_MCAR
datos$Rendimiento_MCAR_model1[is.na(datos$Rendimiento_MCAR)]<- predictions

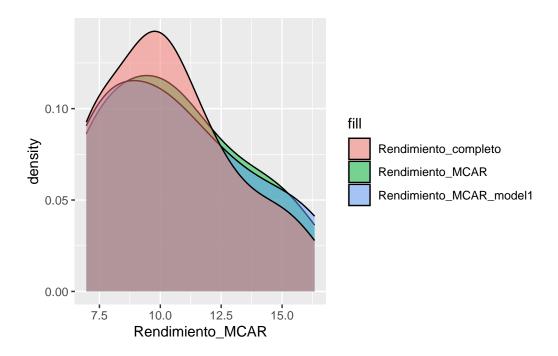
##Gráfico para representar las diferencias
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MCAR, fill = "Rendimiento_MCAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MCAR_model1, fill = "Rendimiento_MCAR_model1"), alpha = 0.5</pre>
```



```
##Gráfico para representar las diferencias
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MCAR, fill = "Rendimiento_MCAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
  geom_density(aes(x = Rendimiento_MCAR_media, fill = "Rendimiento_MCAR_media"), alpha = 0.5
geom_density(aes(x = Rendimiento_MCAR_model1, fill = "Rendimiento_MCAR_model1"), alpha = 0.5
```



```
##Gráfico para representar las diferencias
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MCAR, fill = "Rendimiento_MCAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
   geom_density(aes(x = Rendimiento_MCAR_model1, fill = "Rendimiento_MCAR_model1"), alpha = geom_density(aes(x = Rendimiento_completo, fill = "Rendimiento_completo"), alpha = 0.5)
```



En este caso la imputación por regresión lineal simple parece correcta

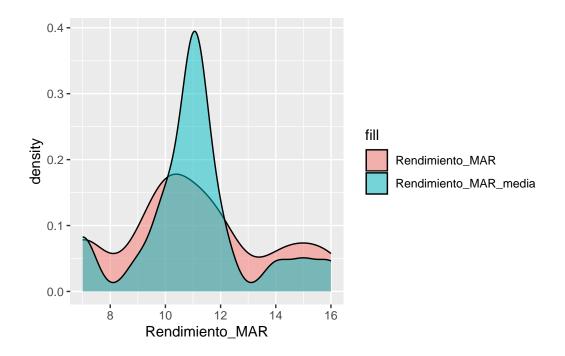
MAR

Imputación por la media

```
datos$Rendimiento_MAR_media<-datos$Rendimiento_MAR
mean(datos$Rendimiento_MAR, na.rm = TRUE)</pre>
```

[1] 11.07692

```
datos$Rendimiento_MAR_media[is.na(datos$Rendimiento_MAR_media)] <- mean(datos$Rendimiento_MAR
##Gráfico para representar las diferencias
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_media, fill = "Rendimiento_MAR_media"), alpha = 0.5)</pre>
```

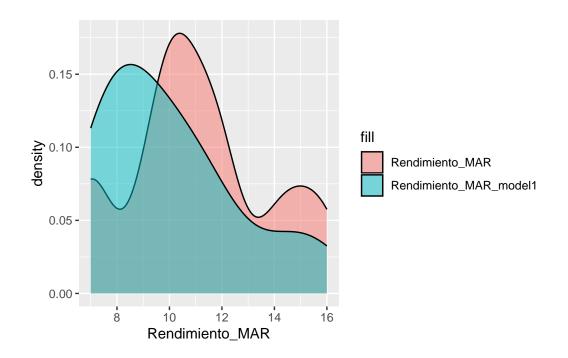


Imputación por regresión lineal

```
model1 <- lm(Rendimiento_MAR ~ IQ, data = datos)
predictions <- predict(model1,newdata = datos [is.na(datos$Rendimiento_MAR),])
datos$Rendimiento_MAR_model1 <- datos$Rendimiento_MAR

datos$Rendimiento_MAR_model1[is.na(datos$Rendimiento_MAR)]<- predictions

ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1, fill = "Rendimiento_MAR_model1"), alpha = 0.5</pre>
```



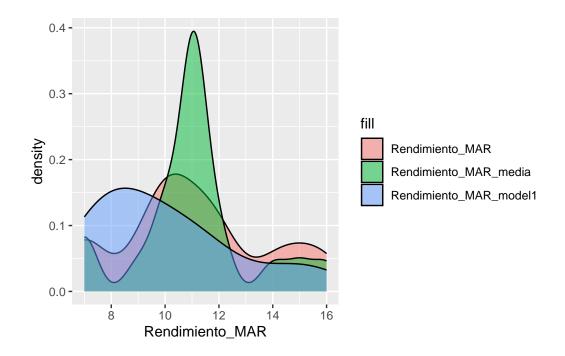
```
##Los datos faltantes corresponden a los que tienen IQs más bajos, por tanto imputa todos lo

ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +

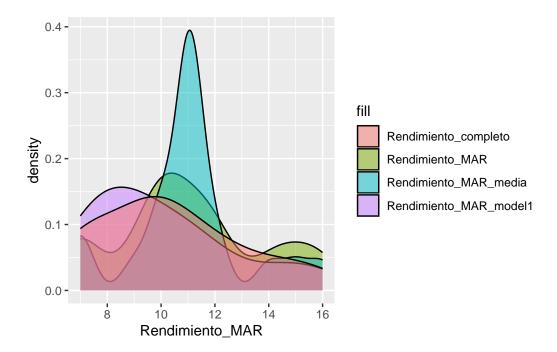
geom_density(alpha = 0.5) +

geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_media, fill = "Rendimiento_MAR_media"), alpha = 0.5)

geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1, fill = "Rendimiento_MAR_model1"), alpha = 0.5)
```



```
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_media, fill = "Rendimiento_MAR_media"), alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1, fill = "Rendimiento_MAR_model1"), alpha = 0.5)
geom_density(aes(x = Rendimiento_completo, fill = "Rendimiento_completo"), alpha = 0.5)
```



##Aquí lo que ocurre es que como todos los datos missing corresponden a los que tienen bajo IQ, ##se imputan todos como muy bajo rendimiento.

Imputación con incentidumbre

```
model1 <- lm(Rendimiento_MAR ~ IQ, data = datos)
summary(model1)</pre>
```

```
Call:
```

lm(formula = Rendimiento_MAR ~ IQ, data = datos)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -2.8997 -1.6760 -0.2165 1.7835 4.1438

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -3.62794 6.66849 -0.544 0.5973
IQ 0.13664 0.06166 2.216 0.0487 *

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

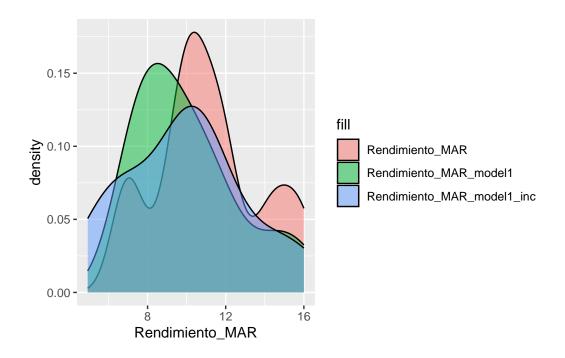
Residual standard error: 2.39 on 11 degrees of freedom
(7 observations deleted due to missingness)

Multiple R-squared: 0.3087, Adjusted R-squared: 0.2458
F-statistic: 4.911 on 1 and 11 DF, p-value: 0.0487

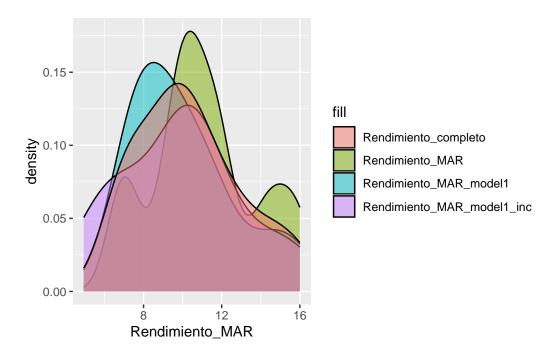
set.seed(3)
rnorm(sum(is.na(datos$Rendimiento_MAR)), 0, sd = 2.39)

[1] -2.29902086 -0.69913648  0.61850384 -2.75359521  0.46792095  0.07199623
[7]  0.20414838

datos$Rendimiento_MAR_model1_inc <- datos$Rendimiento_MAR
datos$Rendimiento_MAR_model1_inc[is.na(datos$Rendimiento_MAR)]<- predictions + rnorm(sum(is.:
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1, fill = "Rendimiento_MAR_model1"), alpha = 0.5
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1_inc, fill = "Rendimiento_MAR_model1_inc"), alpha
```



```
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MAR, fill = "Rendimiento_MAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
  geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1, fill = "Rendimiento_MAR_model1"), alpha = 0.5
geom_density(aes(x = Rendimiento_MAR_model1_inc, fill = "Rendimiento_MAR_model1_inc"), alpha
geom_density(aes(x = Rendimiento_completo, fill = "Rendimiento_completo"), alpha = 0.5)
```



La imputación con incertidumbre mejora bastante

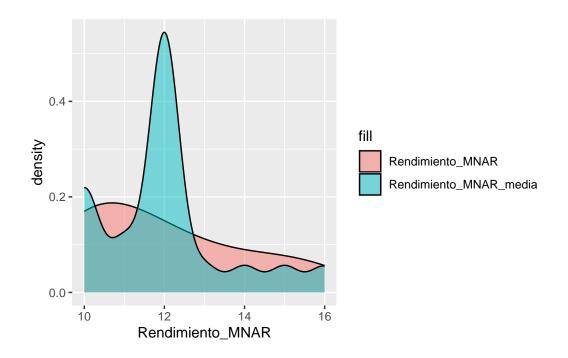
MNAR

Imputación por la media

```
datos$Rendimiento_MNAR_media<-datos$Rendimiento_MNAR
mean(datos$Rendimiento_MNAR, na.rm = TRUE)</pre>
```

[1] 12

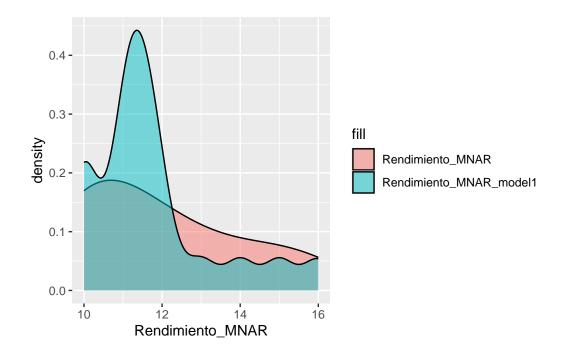
```
datos$Rendimiento_MNAR_media[is.na(datos$Rendimiento_MNAR_media)] <- mean(datos$Rendimiento_MIMAR_media)] <- mean(datos$R
```



Imputación por regresión lineal

```
model1 <- lm(Rendimiento_MNAR ~ IQ, data = datos)
predictions <- predict(model1,newdata = datos [is.na(datos$Rendimiento_MNAR),])
datos$Rendimiento_MNAR_model1 <- datos$Rendimiento_MNAR
datos$Rendimiento_MNAR_model1[is.na(datos$Rendimiento_MNAR)]<- predictions

ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MNAR, fill = "Rendimiento_MNAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MNAR_model1, fill = "Rendimiento_MNAR_model1"), alpha = 0.5</pre>
```



Pasa un poco lo mismo que en el caso de MAR, se imputan los que tienen bajo rendimiento con un modelo que asume bajo rendimiento para los que tiene IQ

Imputación con incentidumbre

```
model1 <- lm(Rendimiento_MNAR ~ IQ, data = datos)
summary(model1)</pre>
```

Call:

lm(formula = Rendimiento_MNAR ~ IQ, data = datos)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -2.2166 -1.3206 -0.7243 1.7205 3.5471

Coefficients:

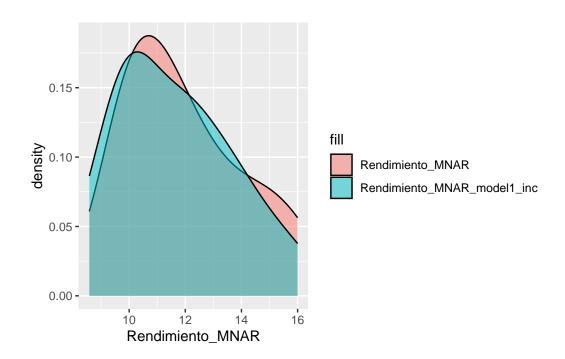
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 7.80557 4.82266 1.619 0.137
IQ 0.03938 0.04492 0.877 0.401

Residual standard error: 2.111 on 10 degrees of freedom

```
(8 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.07138, Adjusted R-squared: -0.02148
F-statistic: 0.7687 on 1 and 10 DF, p-value: 0.4012
```

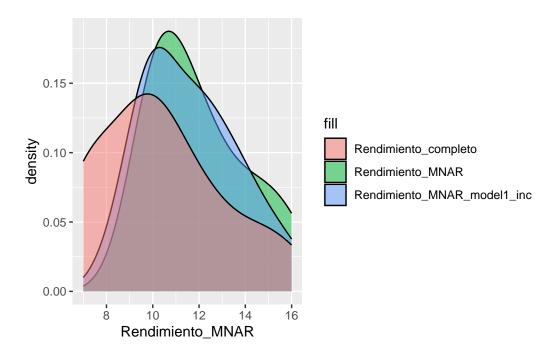
```
set.seed(3)
rnorm(sum(is.na(datos$Rendimiento_MAR)), 0, sd = 2.11)
```

```
datos$Rendimiento_MNAR_model1_inc <- datos$Rendimiento_MNAR
datos$Rendimiento_MNAR_model1_inc[is.na(datos$Rendimiento_MNAR)]<- predictions + rnorm(sum(integration of the second of
```



```
ggplot(datos, aes(x = Rendimiento_MNAR, fill = "Rendimiento_MNAR")) +
geom_density(alpha = 0.5) +
geom_density(aes(x = Rendimiento_MNAR_model1_inc, fill = "Rendimiento_MNAR_model1_inc"), alpha
geom_density(aes(x = Rendimiento_completo, fill = "Rendimiento_completo"), alpha = 0.5)
```

Warning: Removed 8 rows containing non-finite outside the scale range (`stat_density()`).



El modelo con incertidumbre se ajusta bien a los datos de MNAR pero no a la realidad porque imputar una relación no observada es muy difícil.