Permanencia Pragma

Análisis exploratorio

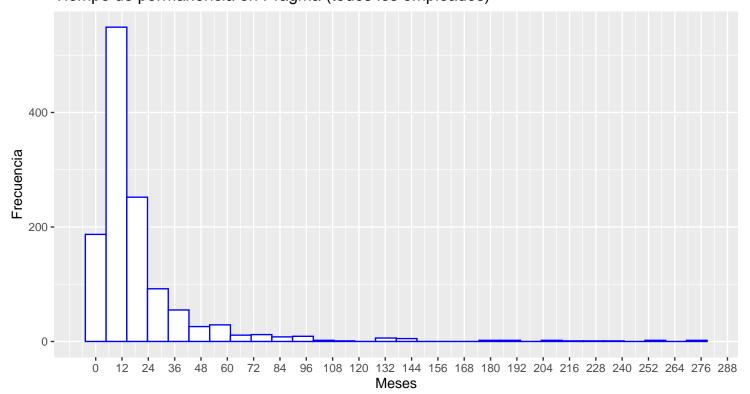
Vistazo a los datos

```
1329 obs. of 9 variables:
'data.frame':
$ id
                  "005428920349380a73fff626ecfac47c" "005c436c2cd0d824eac8fc7047198308" "006701a9d614
           : chr
$ area
           : chr
                 "CUSTOMER SUCCESS" "CUSTOMER SUCCESS" "CUSTOMER SUCCESS" ...
                 "FEMENINO" "FEMENINO" "MASCULINO" "MASCULINO" ...
$ sex
           : chr
           : num 27 43 24 25 31 36 44 23 22 28 ...
$ antiquity: num 9 57 0 21 93 35 32 0 5 10 ...
                4000000 33000000 2050000 5500000 3406000 8500000 3006000 3000000 2320000 3006000
          : int
           : chr "active" "active" "retired" "active" ...
$ state
$ chapter : chr "EXPERIENCIA_USUARIO" "HEAD" "BACKEND" "BACKEND" ...
$ seniority: chr "ADVANCED" "MASTER" "TRAINEE" "ADVANCED" ...
```

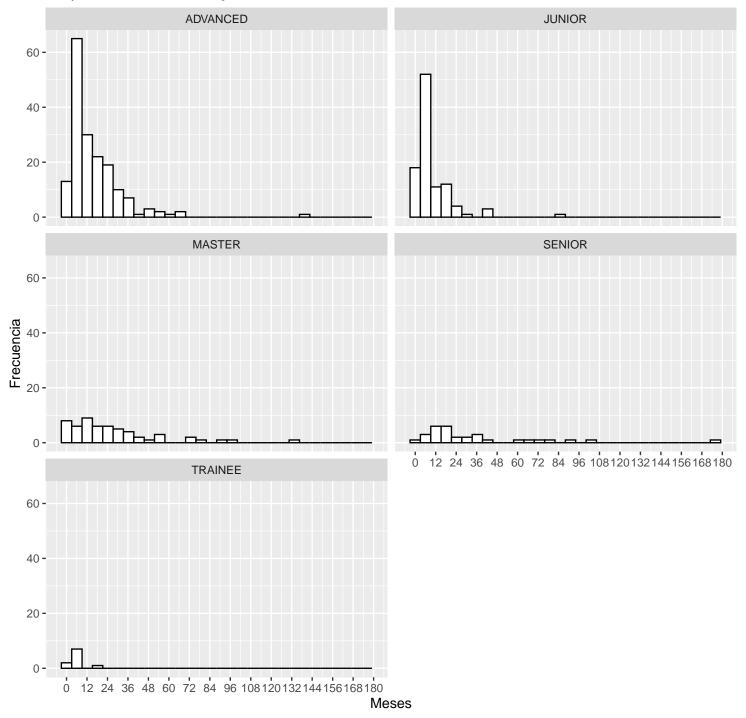
No se consideraron los 72 salarios menores a 100 mil.

Distribución de los tiempos de permanencia

Tiempo de permanencia en Pragma (todos los empleados)

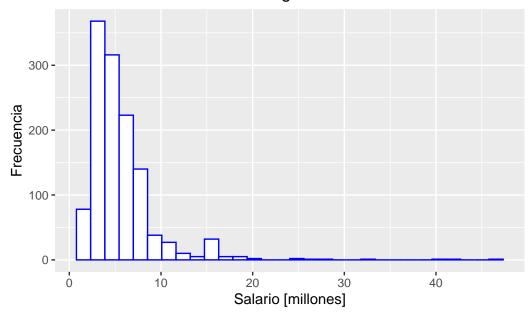


Empleados retirados - ¿Cuándo se van?



Distribución de los salarios

Distribución de salario en Pragma

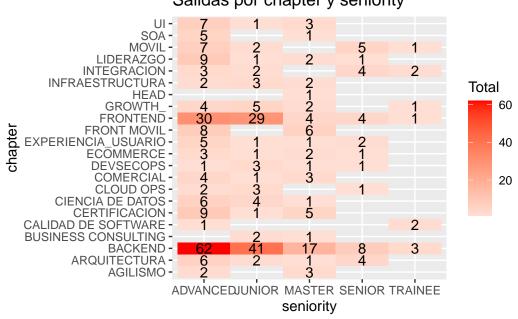


A partir del histograma anterior, se deciden las siguientes clasificaciones para el salario (en millones):

- nivel1: De 0 a 2 millones.
- nivel2: De 2 a 4 millones.
- nivel3: De 4 a 7 millones.
- nivel4: De 7 a 10 millones.
- nivel5: Más de 10 millones.

Mapa de calor

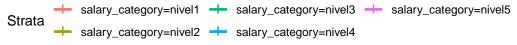
Salidas por chapter y seniority

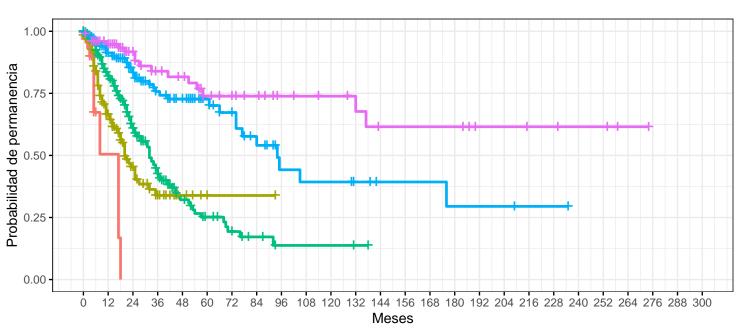


Curvas de supervivencia

Categoría Salario

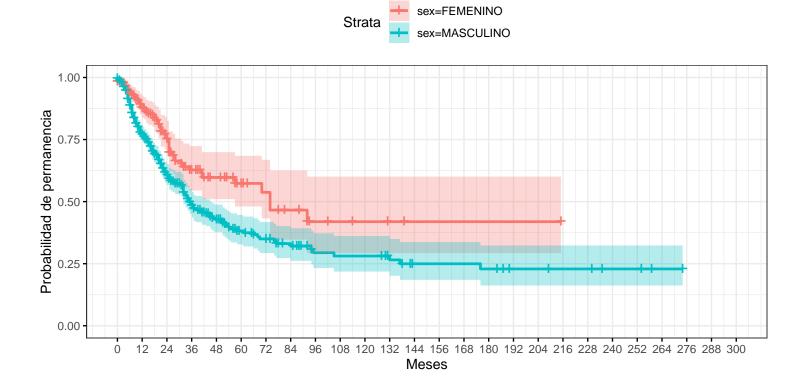
Curva de superviviencia - salary_category





Sexo

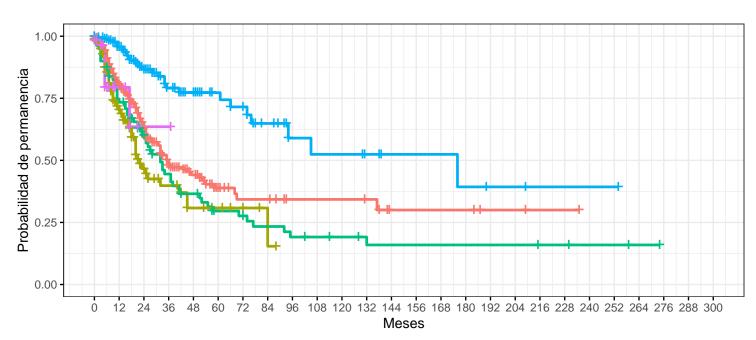
Curva de superviviencia - sex



Seniority

Curva de superviviencia – seniority





Modelo de Regresión Logística

sexMASCULINO

seniorityJUNIOR

seniorityADVANCED 1.27750

0.44418

0.79288

```
empleados2$seniority <- relevel(factor(empleados2$seniority), ref = "TRAINEE")</pre>
  reg_logistica <- glm(status ~ salary + sex + seniority,</pre>
                        data = empleados2,
                        family = "binomial")
  summary(reg_logistica)
Call:
glm(formula = status ~ salary + sex + seniority, family = "binomial",
    data = empleados2)
Deviance Residuals:
    Min
              1Q
                   Median
                                 3Q
                                         Max
-2.0013 -0.8607 -0.6978
                             1.3153
                                      2.4184
Coefficients:
                                                        Pr(>|z|)
                  Estimate Std. Error z value
                              0.38395 -3.939 0.00008166782447 ***
(Intercept)
                  -1.51256
                               0.03088 -5.687 0.00000001296569 ***
salary
                  -0.17560
```

0.16979 2.616

0.37320 3.423

2.137

0.37110

0.008895 **

0.000619 ***

0.032631 *

```
seniorityMASTER 3.79150 0.50498 7.508 0.000000000000000 ***
senioritySENIOR 0.97406 0.43389 2.245 0.024770 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

Null deviance: 1532.1 on 1256 degrees of freedom Residual deviance: 1400.7 on 1250 degrees of freedom

AIC: 1414.7

Number of Fisher Scoring iterations: 5

INTERPRETACIONES

salary: Por cada unidad adicional de salario (1 M) las chances de quedarse aumentan un $1/\exp(-0.15261) - 1 = 16.4\%$.

sex: Los hombres tienen un $\exp(0.48014) - 1 = 61.6\%$ más de chances de salir si se comparan con una mujer de las mismas condiciones (seniority, salary).

seniority: En orden de chances de salida: MASTER > ADVANCED > SENIOR > JUNIOR > TRAINEE (por lo coeficientes, el nivel de referencia lo cambié a TRAINEE). La interpretación puede ser del estilo: un ADVANCED tiene más chances de salir que un JUNIOR de las mismas condiciones (sex, salary), sin embargo, note que el salario por lo general va a ser muy diferente. Podría existir un problema de multicolinealidad entre salary y seniority ya que están altamente relacionados (con más seniority se gana más.). Sugiero tener cuidado en esta interpretación e insistir más en la parte exploratoria (para dar insights).

Recomendaciones

Variables a incluir:

- KC
- Tiempo desde el último aumento de salario
- Rol
- Nivel académico

Se sugiere que en una segunda iteración del proyecto, se obtengan datos históricos por empleados. Con los datos actuales, tenemos solo un "punto en el tiempo". Por ejemplo, puede que cierta persona sea master y se ha quedado mucho tiempo en Pragma, pero los datos no indican si empezó como junior, advanced o cuántas promociones ha recibido.

Por otra parte, con la variables 'rol' y 'nivel académico' será posible clusterizar ciertos pragmáticos y relacionarlos con personas de un nivel académico, rol y experiencia similar; y determinar si tienen un salario inferior al de sus pares con características similares y si esto influye a la no permanencia.

A presentar a stakeholders (en análisis descriptivo)

Desde el análisis descriptivo que se vaya a presentar en el proyecto, considero que se puede aportar mucho valor, por el momento, sugiero incluir:

• Ratio de salidas por roles/o chapters/o KC. ¿cuáles son los roles/chapters con más salidas?

Modelación

Algunas	ideas	respecto

• Modelar el tiempo de permanencia (análisis de supervivencia o modelos lineales generalizados)