



# Trabajo de Simulación III

Instituto de Formación Técnica Superior N° 29

Estadística y Probabilidad para el Desarrollo de Software

Rinaldi, Flavio  
Sabato, Ángel  
Shifman, Iván  
Zárate, Marcelo

# Índice de Contenidos

<b>1 Trabajo de simulación 3</b>	<b>1</b>
1.1 Consigna . . . . .	1
1.2 Nuestra resolución: <i>Optimización salarial</i> . . . . .	2
1.2.1 Inspección y limpieza de datos . . . . .	2
1.2.2 El perfil del top 10% . . . . .	5
1.2.3 El “salto salarial” en la trayectoria profesional . . . . .	6
1.2.4 Evolución del salario a través de los años . . . . .	7
1.2.5 Visualizaciones comparativas . . . . .	7
1.2.6 La combinación ganadora . . . . .	9
1.3 Validación estadística: Prueba de hipótesis . . . . .	10
1.3.1 Hipótesis - Mediana salarial: <i>Contractors vs. Staff</i> . . . . .	11
1.3.2 Método 1: Prueba de permutaciones . . . . .	11
1.3.3 Método 2: Intervalos de confianza (Bootstrap) . . . . .	11
1.3.4 Visualización de resultados . . . . .	12
1.3.5 Interpretación de estos resultados . . . . .	13
1.3.6 Conexión con inferencia estadística: . . . . .	13
1.4 Machine Learning: <i>Random Forest Regressor</i> . . . . .	14
1.4.1 Importancia de las variables . . . . .	14
1.4.2 Visualización: predicciones vs. realidad . . . . .	16
1.4.3 Cálculo de la importancia de las variables . . . . .	17
1.4.4 Análisis de residuos . . . . .	19
1.4.5 Conclusiones del modelo de Machine Learning . . . . .	19
1.5 Conclusiones . . . . .	19

## 1 Trabajo de simulación 3

### 1.1 Consigna

Para el último trabajo de simulación, vamos a hacer un análisis de datos a partir de la encuesta de salarios de Sysarmy del primer trimestre de 2025 (si están publicados los del segundo trimestre o posterior, podemos usar esos, pero a agosto de 2025 todavía no estaban).

Los datos oficiales se encuentran [acá](#). Por si en algún momento el enlace se cae o cambia de ubicación, una versión alojada en mi drive puede encontrarse [acá](#).

Las consignas de este trabajo no son tan dirigidas como las de los trabajos anteriores, pues en el análisis de datos, siempre hay libertad y margen para la creatividad y la producción personal. Sin embargo, les compartimos algunas pautas de lo que debe tener, como mínimo, este trabajo.

Pautas generales y **OBLIGATORIAS** para la aprobación de la entrega:

- Debe replicarse, como mínimo, un análisis similar al aquí presentado, para estos datos (SysArmy 2025 o cualquier otro dataset que sea de su interés). Por “replicar” nos referimos a que el análisis debe incluir: inspección y limpieza de los datos, descripción y visualización, o estudio de alguna variable de interés a partir de alguna hipótesis o conjetura.
- Debe escribirse en formato “informe”, es decir, no se trata de exhibir código y gráficos, sino de explicar qué se observa y por qué es relevante observar eso. El informe es requisito **excluyente**. No se aprueba el trabajo de simulación sin él. Este informe breve debe entregarse en pdf, en esta entrega **NO** se evalúa el *colab*, sino el reporte. No tiene que ser largo, al contrario, tiene que ser de calidad. Como dice el dicho: lo bueno -si breve- dos veces bueno...

- El trabajo debe contener, como mínimo, **una conjetura que sea sometida a prueba y de la que se exhiba alguna conclusión fundamentada**, como se hizo en el caso de los datos de 2020 para el salario medio bruto por género y para hombres y mujeres con nivel universitario completo. Por ejemplo, frente a la pregunta de si el salario medio de mujeres y hombres es igual, podríamos poner en práctica lo que estudiamos sobre convergencia para, de alguna forma, darnos una idea de cuán probable es observar lo que efectivamente estamos observando. Este es un “coqueteo” con la estadística inferencial, que no estudiamos formalmente en la materia, pero que es válido comenzar a encarar con todo lo que hemos estudiado. Esta conjetura puede hacerse con datos propios, si es que eligen trabajar con otro dataset.

El resto de la producción queda a criterio de los grupos. Esperamos que haya un interés genuino en tratar de extraer información a partir de estos datos. ¡Muchos éxitos!

**PD: El formato “informe” puede ser cambiado por el formato “póster/infografía” si es que así prefieren.**

## 1.2 Nuestra resolución: *Optimización salarial*

Para realizar nuestro análisis tomamos la perspectiva de un profesional del sector IT que necesita transformar su carrera por alguna razón. Sabemos que esta industria se caracteriza por un nivel de rotación alto y los recorridos profesionales suelen ser muy variados. La pregunta central de nuestro trabajo es *¿cómo puedo maximizar mi salario?*, es decir, *¿cuál es la **combinación ganadora** que se podría obtener como insight de este dataset?* Los resultados obtenidos podrían ser de utilidad tanto para el *junior*, que necesita alguna “brújula” para ver por dónde orientarse dentro del mercado laboral, como para el *senior* que quizá se siente estancado y necesite reorientar su desarrollo profesional dentro del sector.

### 1.2.1 Inspección y limpieza de datos

Comenzamos importando las librerías necesarias y cargando el dataset. Luego inspeccionamos los datos para ver cuáles son las variables que tenemos disponibles y cuáles son los tipos de datos que contienen.

Archivo cargado exitosamente

Dimensiones: 5196 filas x 50 columnas

Luego procesamos los datos para dejarlos en un formato adecuado para el análisis. Esto incluye manejar valores faltantes, convertir variables categóricas en numéricas (si es necesario) y asegurarnos de que todas las variables estén en el tipo de dato correcto.

[PASO 1] Calculando salarios en USD con TC individual...

- \* 927 registros con TC reportado individual
- \* TC mediano de la encuesta: \$1,060.00
- 4269 registros usando TC mediano

Dataset preparado: (5196, 53)

Registros con salario USD: 5196

Luego de todo el procesamiento “de rigor” que exige un análisis de datos, nos queda un dataset limpio y listo para analizar. En este punto comenzamos con la búsqueda de “la combinación ganadora”, es decir, la combinación de variables que maximiza el salario.

Variables analizadas: 16

Registros válidos: 5196

En esta parte realizamos un análisis por variable individual. Tratamos de ir de a poco analizando la información que nos permita responder a la pregunta central del trabajo.

[1] UBICACIÓN GEOGRÁFICA:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
es_caba					
CABA	6840.25	2264.15	3490.57	3885135.14	2643
Resto del pais	3755.91	1981.13	3018.87	3500000.00	2553

GANADOR: CABA

Mediana: \$2,264 USD

[2] TIPO DE CONTRATO:

	Media	Mediana	\
tipo_contrato			
Contractor	11316.76	2641.51	
Staff (planta permanente)	4477.06	2169.81	
Participación societaria en una cooperativa	2206.28	2075.47	
Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	1869.14	1600.73	
Freelance	1895.63	1391.51	
	Q75	Max	\
tipo_contrato			
Contractor	4379.25	3500000.00	
Staff (planta permanente)	3154.64	3885135.14	
Participación societaria en una cooperativa	2650.60	4245.28	
Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	2264.15	9433.96	
Freelance	2405.66	9433.96	
	Cantidad		
tipo_contrato			
Contractor	859		
Staff (planta permanente)	3768		
Participación societaria en una cooperativa	29		
Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	403		
Freelance	137		

GANADOR: Contractor

Mediana: \$2,642 USD

[3] DEDICACIÓN:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
dedicacion					
Full-Time	5507.10	2169.81	3301.89	3885135.14	4974
Part-Time	1240.13	849.06	1509.43	6603.77	222

GANADOR: Full-Time

Mediana: \$2,170 USD

[4] MODALIDAD DE TRABAJO:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
modalidad					

Híbrido (presencial y remoto)	4282.31	2207.55	3286.79	3500000.00	2056
100% remoto	6650.02	2169.81	3396.23	3885135.14	2733
100% presencial	1692.13	1415.09	2125.50	6477.50	407

GANADOR: Híbrido (presencial y remoto)

Mediana: \$2,208 USD

[5] SENIORITY:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
seniority					
Senior	7332.15	2830.19	4050.30	3885135.14	2648
Semi-Senior	3716.79	1886.79	2641.51	2600000.00	1634
Junior	2383.88	1224.81	1698.11	909118.18	914

GANADOR: Senior

Mediana: \$2,830 USD

[6] PUESTO (Top 10):

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
puesto					
Smart contracts engineer	7264.15	7264.15	7264.15	7264.15	1
embedded engineer	6750.00	6750.00	6750.00	6750.00	1
Engineer	5566.04	5566.04	5566.04	5566.04	1
Staff Engineer	4961.24	4961.24	5813.95	6666.67	2
VP / C-Level	4715.65	4205.97	6376.50	10849.06	40
AI Engineer	4079.94	4096.19	4980.28	8867.92	7
Architect	4117.63	3773.58	5188.68	12549.02	125
CIO	3773.58	3773.58	3773.58	3773.58	1
GeneXus Analyst	3415.09	3415.09	3415.09	3415.09	1
Technical Leader	3580.64	3301.89	4525.02	11981.13	367

GANADOR: Smart contracts engineer

Mediana: \$7,264 USD

[7] FORMA DE PAGO:

	Media	Mediana	\
forma_pago			
Cubro todo el salario en dólares	11217.87	3301.89	
Cubro parte del salario en dólares	13133.81	2340.42	
Mi sueldo está dolarizado (pero cubro en moneda...	5355.33	2075.47	
	Q75	Max	\
forma_pago			
Cubro todo el salario en dólares	4866.50	3500000.00	
Cubro parte del salario en dólares	3487.89	3885135.14	
Mi sueldo está dolarizado (pero cubro en moneda...	3292.92	909118.18	
	Cantidad		
forma_pago			
Cubro todo el salario en dólares	811		
Cubro parte del salario en dólares	714		
Mi sueldo está dolarizado (pero cubro en moneda...	323		

GANADOR: Cobro todo el salario en dólares

Mediana: \$3,302 USD

[8] TAMAÑO DE EMPRESA:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
tamano_empresa					
De 2001a 5000 personas	2912.02	2641.51	3720.12	11132.08	364
De 5001 a 10000 personas	2927.20	2547.17	3438.03	47142.86	247
Más de 10000 personas	2817.12	2547.17	3492.45	12000.00	589
De 1001 a 2000 personas	2874.95	2358.49	3584.91	10362.69	361
De 501 a 1000 personas	10830.66	2358.49	3590.61	3500000.00	432
De 201 a 500 personas	2633.27	2169.81	3301.89	12226.42	675
De 101 a 200 personas	12609.64	2169.81	3301.89	3500000.00	611
De 51 a 100 personas	8008.99	1886.79	2995.27	3885135.14	687
1 (solamente yo)	2685.63	1839.62	3820.75	10000.00	44
De 11 a 50 personas	3222.85	1720.10	2667.92	909118.18	880
De 2 a 10 personas	1863.54	1379.25	2172.89	10109.43	306

GANADOR: De 2001a 5000 personas

Mediana: \$2,642 USD

[9] PERSONAS A CARGO:

	Media	Mediana	Q75	Max	Cantidad
tiene_equipo					
Con equipo	8443.76	2830.19	4084.91	3500000.00	1498
Sin equipo	4061.35	1901.51	2869.27	3885135.14	3698

GANADOR: Con equipo

Mediana: \$2,830 USD

### 1.2.2 El perfil del top 10%

Si bien nuestro objetivo es encontrar la combinación ganadora, creemos que un buen punto de partida es analizar el perfil del top 10% con el mejor salario. La idea es entender qué características tienen en común los profesionales que están en este grupo y ver si podemos extraer alguna conclusión útil para nuestro análisis.

Salario mínimo Top 10%: \$4,717 USD

Trabajadores en Top 10%: 530

[Distribución Top 10%]

Ubicación:

es\_caba

CABA 60.8

Resto del pais 39.2

Name: proportion, dtype: float64

Tipo de Contrato:

tipo\_contrato

Staff (planta permanente) 59.6

```

Contractor                                35.1
Tercerizado (trabajo a través de consultora o agencia)  2.8
Freelance                                  2.5
Name: proportion, dtype: float64

```

```

Seniority:
seniority
Senior      88.1
Semi-Senior 10.4
Junior       1.5
Name: proportion, dtype: float64

```

```

Top 5 Puestos:
puesto
Developer      129
Manager / Director 116
Technical Leader  81
SysAdmin / DevOps / SRE 49
Architect       39
Name: count, dtype: int64

```

```

Experiencia promedio: 14.3 anos
Edad promedio: 38.8 anos
Antigüedad promedio: 4.6 anos

```

### 1.2.3 El “salto salarial” en la trayectoria profesional

De a poco vemos emerger la información relevante. Una vez que analizamos las variables anteriores, podemos abordar la cuestión de la “trayectoria profesional” para encontrar el momento del **salto salarial**, *¿suele tardar en llegar?, ¿llega en algún momento o tiende más a bien a ser estable?*. Esto es lo que intentamos responder a continuación.

EVOLUCIÓN SALARIAL POR EXPERIENCIA:

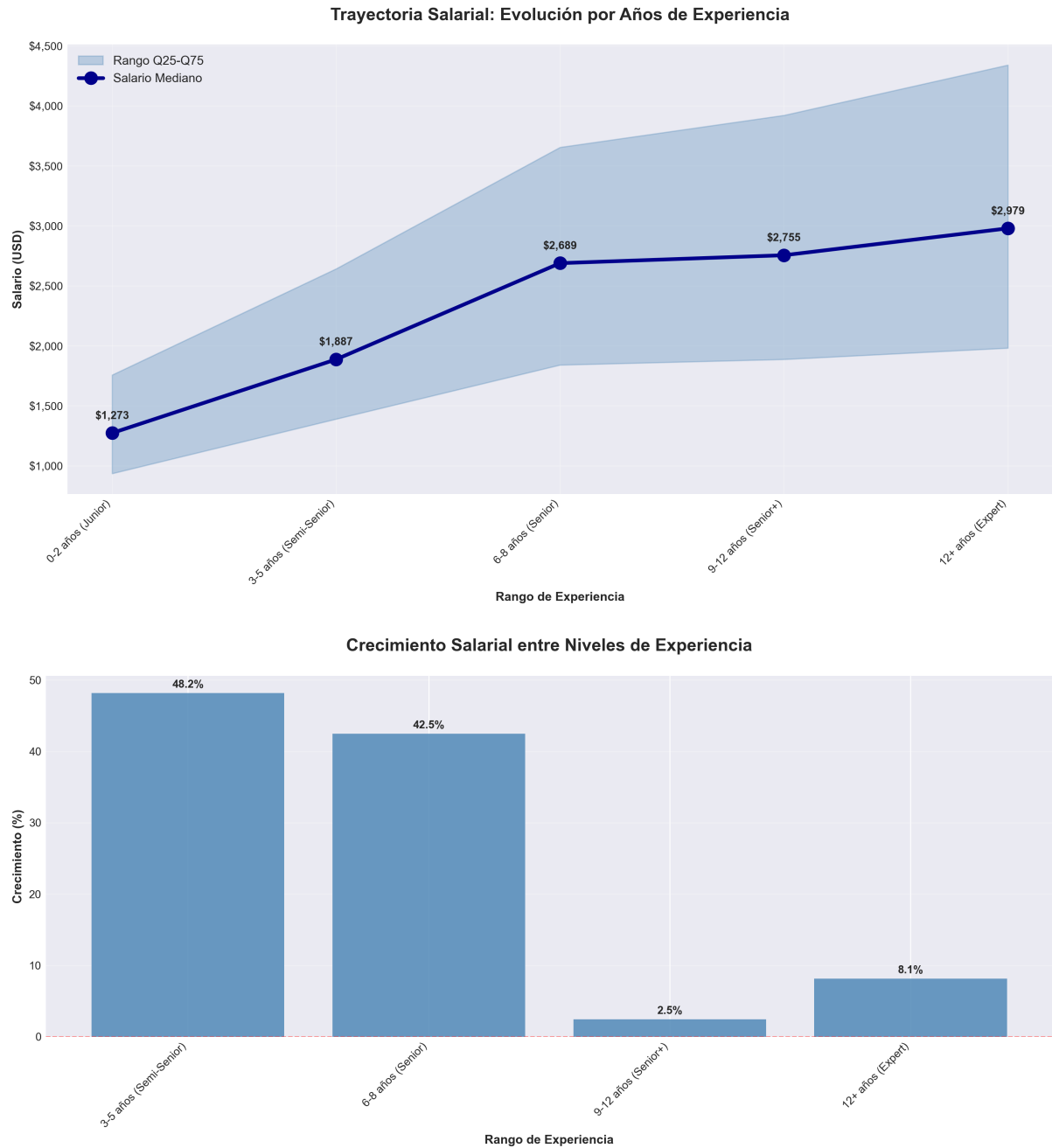
	Cantidad	Mínimo	Q25	Mediana	Media	Q75 \
rango_exp						
0-2 años (Junior)	754	145.94	935.49	1273.16	2637.31	1756.84
3-5 años (Semi-Senior)	1634	1.00	1389.47	1886.79	3716.79	2641.51
6-8 años (Senior)	685	1.25	1840.20	2688.68	8085.04	3653.85
9-12 años (Senior+)	608	1.37	1886.79	2754.73	3124.81	3920.56
12+ años (Expert)	1355	145.99	1981.13	2978.77	8839.40	4339.62

	Máximo	Desv_Est	Crecimiento_%	Acumulado_%
rango_exp				
0-2 años (Junior)	909118.18	33065.23	NaN	0.000000
3-5 años (Semi-Senior)	2600000.00	64278.19	48.197399	48.197399
6-8 años (Senior)	3500000.00	133633.65	42.500225	111.181627
9-12 años (Senior+)	12679.25	1822.43	2.456596	116.369506
12+ años (Expert)	3885135.14	141888.30	8.132920	133.966666

MAYOR SALTO SALARIAL: 3-5 años (Semi-Senior) (+48.2%)

### 1.2.4 Evolución del salario a través de los años

Podemos visualizar la evolución del salario mediano a lo largo de los años de experiencia para observar tendencias y patrones en el crecimiento salarial. También podemos analizar la distribución de salarios en diferentes rangos de experiencia para ver cómo varía el salario entre profesionales con diferentes niveles.

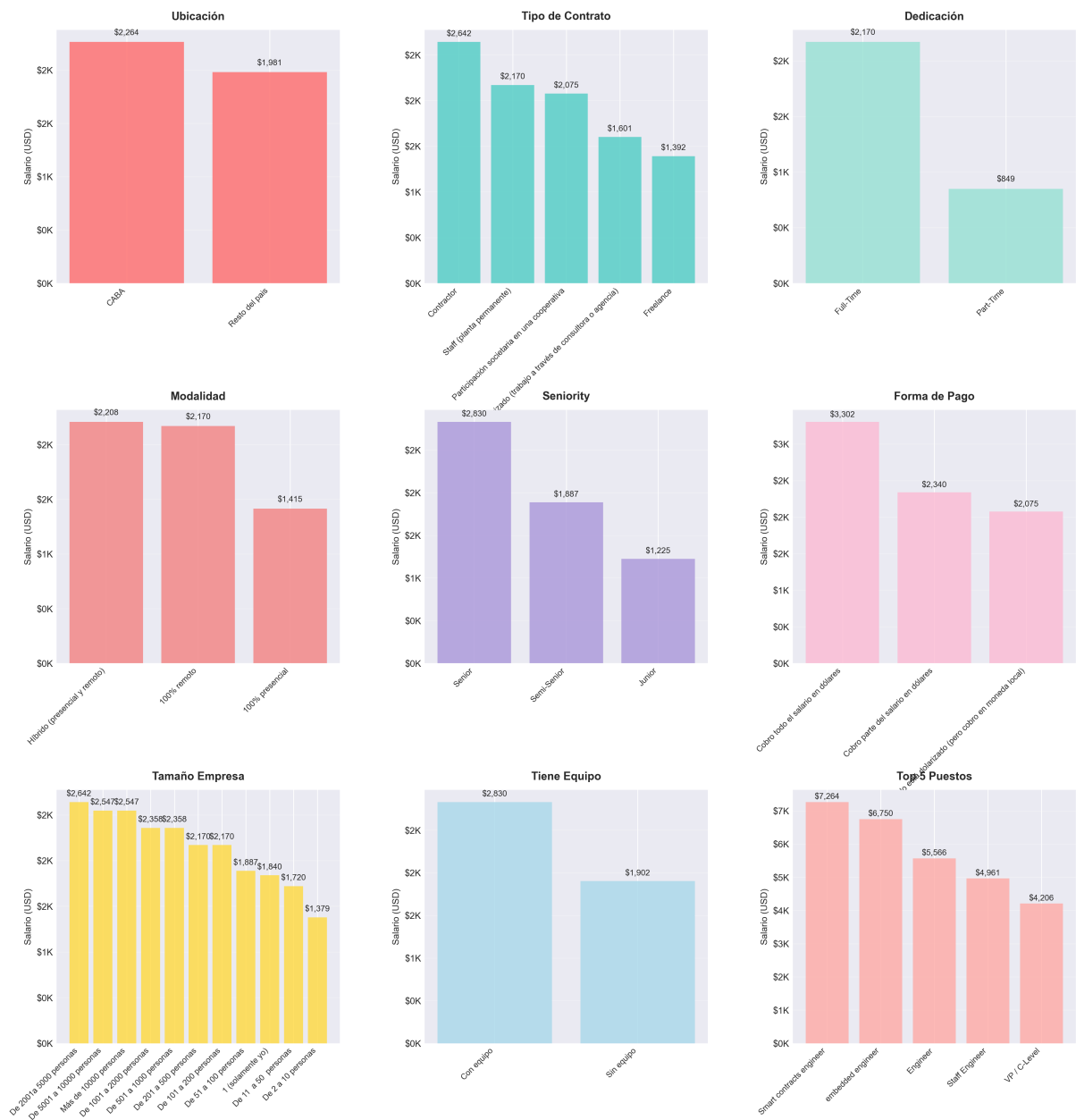


### 1.2.5 Visualizaciones comparativas

Ahora bien, una vez que tenemos toda esta información, podemos intentar combinar las variables para encontrar la combinación ganadora que maximiza el salario.



Salarios Medianos por Variable Clave



[TOP 10 COMBINACIONES]

Top 10 Combinaciones (Ubicación + Contrato + Dedicación):

			Media \
es_caba	tipo_contrato	dedicacion	
CABA	Contractor	Full-Time	14030.70
Resto del país	Contractor	Full-Time	10638.60
CABA	Staff (planta permanente)	Full-Time	6494.71
Resto del país	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	2361.33
CABA	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	2175.13
Resto del país	Staff (planta permanente)	Full-Time	2308.98
CABA	Freelance	Full-Time	2540.82

Resto del pais	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	1982.89
CABA	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	1841.84
Resto del pais	Freelance	Full-Time	2160.91

			Mediana \
es_caba	tipo_contrato	dedicacion	
CABA	Contractor	Full-Time	3017.22
Resto del pais	Contractor	Full-Time	2830.19
CABA	Staff (planta permanente)	Full-Time	2358.49
Resto del pais	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	2216.98
CABA	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	2030.35
Resto del pais	Staff (planta permanente)	Full-Time	2018.79
CABA	Freelance	Full-Time	1886.79
Resto del pais	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	1667.68
CABA	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	1575.47
Resto del pais	Freelance	Full-Time	1556.60

			Cantidad
es_caba	tipo_contrato	dedicacion	
CABA	Contractor	Full-Time	331
Resto del pais	Contractor	Full-Time	470
CABA	Staff (planta permanente)	Full-Time	1975
Resto del pais	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	14
CABA	Participación societaria en una cooperativa	Full-Time	14
Resto del pais	Staff (planta permanente)	Full-Time	1692
CABA	Freelance	Full-Time	36
Resto del pais	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	193
CABA	Tercerizado (trabajo a través de consultora o a...	Full-Time	193
Resto del pais	Freelance	Full-Time	56

### 1.2.6 La combinación ganadora

Después de todo este análisis, podemos finalmente presentar la combinación ganadora que maximiza el salario. Esta combinación se basa en las variables que hemos analizado y las conclusiones que hemos extraído a lo largo de este “análisis exploratorio de datos” (EDA).

#### PERFIL DE LOS TRABAJADORES MEJOR PAGOS

- [1] UBICACIÓN: CABA  
Mediana: \$2,264 USD
- [2] TIPO CONTRATO: Contractor  
Mediana: \$2,642 USD
- [3] DEDICACIÓN: Full-Time  
Mediana: \$2,170 USD
- [4] MODALIDAD: Híbrido (presencial y remoto)  
Mediana: \$2,208 USD
- [5] SENIORITY: Senior  
Mediana: \$2,830 USD

- [6] PUESTO: Smart contracts engineer  
Mediana: \$7,264 USD
- [7] FORMA PAGO: Cobro todo el salario en dólares  
Mediana: \$3,302 USD
- [8] TAMAÑO EMPRESA: De 2001a 5000 personas  
Mediana: \$2,642 USD
- [9] LIDERAZGO: Con equipo  
Mediana: \$2,830 USD

#### EVOLUCIÓN ESPERADA DEL SALARIO

0-2 años: \$1,273 USD  
 3-5 años: \$1,887 USD (+48.2%)  
 6-8 años: \$2,689 USD (+42.5%)  
 9-12 años: \$2,755 USD (+2.5%)  
 12+ años: \$2,979 USD (+8.1%)

#### RECOMENDACIONES PARA MAXIMIZAR SALARIO

1. Ubicarse en CABA
2. Buscar contratos tipo Contractor
3. Trabajar Full-Time
4. Priorizar modalidad Híbrido (presencial y remoto)
5. Desarrollarse hasta Senior
6. Especializarse en roles como Smart contracts engineer
7. Negociar modalidad "Cobro todo el salario en dólares"
8. Apuntar a empresas De 2001a 5000 personas
9. Desarrollar capacidad de liderazgo (Con equipo)
10. Acumular ~14 años de experiencia

Objetivo: Alcanzar Top 10% (\$4,717+ USD/mes)

### 1.3 Validación estadística: Prueba de hipótesis

Una vez identificada la “combinación ganadora” mediante análisis exploratorio, es fundamental someter nuestros hallazgos a prueba estadística rigurosa. Específicamente, evaluamos si la ventaja salarial de los Contractors (\$2,642 USD) sobre Staff (\$2,170 USD) es estadísticamente significativa o podría deberse al azar.

**Hipótesis:** -  $H_0$ : Mediana(Contractors) = Mediana(Staff) -  $H_1$ : Mediana(Contractors) > Mediana(Staff) -  $\alpha = 0.05$

#### CONTEXTO:

En nuestro análisis exploratorio identificamos que los Contractors tienen un salario mediano de \$2,642 USD, mientras que los trabajadores Staff tienen \$2,170 USD.

[DATOS OBSERVADOS]

Contractors - n: 859, Mediana: \$2,641.51 USD  
Staff - n: 3,768, Mediana: \$2,169.81 USD  
Diferencia observada: \$471.70 USD

### 1.3.1 Hipótesis - Mediana salarial: *Contractors vs. Staff*

H0 (Hipótesis nula): La mediana salarial de Contractors es IGUAL a Staff  
 $Mediana(Contractors) = Mediana(Staff)$

H1 (Hipótesis alternativa): La mediana salarial de Contractors es MAYOR  
 $Mediana(Contractors) > Mediana(Staff)$

Nivel de significancia:  $\alpha = 0.05$  (5%)

Método: Prueba de permutaciones (Bootstrap no paramétrico)

### 1.3.2 Método 1: Prueba de permutaciones

#### CONCEPTO:

Si H0 fuera cierta (no hay diferencia real entre grupos), entonces las etiquetas 'Contractor' y 'Staff' son intercambiables. Simulamos este escenario permutando aleatoriamente las etiquetas miles de veces y observamos cuántas veces obtenemos una diferencia tan grande o mayor que la observada solo por azar.

Este método no asume distribución normal y es robusto ante outliers.

Realizando 10,000 permutaciones...Completado

#### [RESULTADOS DE LA PRUEBA]

Diferencia observada: \$471.70 USD  
P-valor: 0.0000 (0.00%)

#### INTERPRETACIÓN:

La probabilidad de obtener una diferencia mayor o igual a \$471.70 USD si H0 fuera cierta (grupos iguales) es de 0.00%

-----  
DECISIÓN: RECHAZAMOS H0 ( $p < 0.05$ )

#### CONCLUSIÓN:

Existe evidencia estadísticamente significativa de que los Contractors ganan MÁS que Staff. Esta diferencia de \$471.70 USD NO se debe al azar, sino a factores estructurales del mercado laboral.  
-----

### 1.3.3 Método 2: Intervalos de confianza (Bootstrap)

#### CONCEPTO:

Mediante remuestreo con reemplazo de cada grupo, estimamos la distribución de las medianas y construimos intervalos que contengan el verdadero valor poblacional con 95% de confianza.

Si los intervalos NO se solapan, hay evidencia adicional de diferencia real.

Generando 10,000 muestras bootstrap...Completado

[INTERVALOS DE CONFIANZA 95%]

Contractors: [\$2,452.83, \$2,880.00] USD

Staff: [\$2,094.20, \$2,209.58] USD

Los intervalos NO se solapan

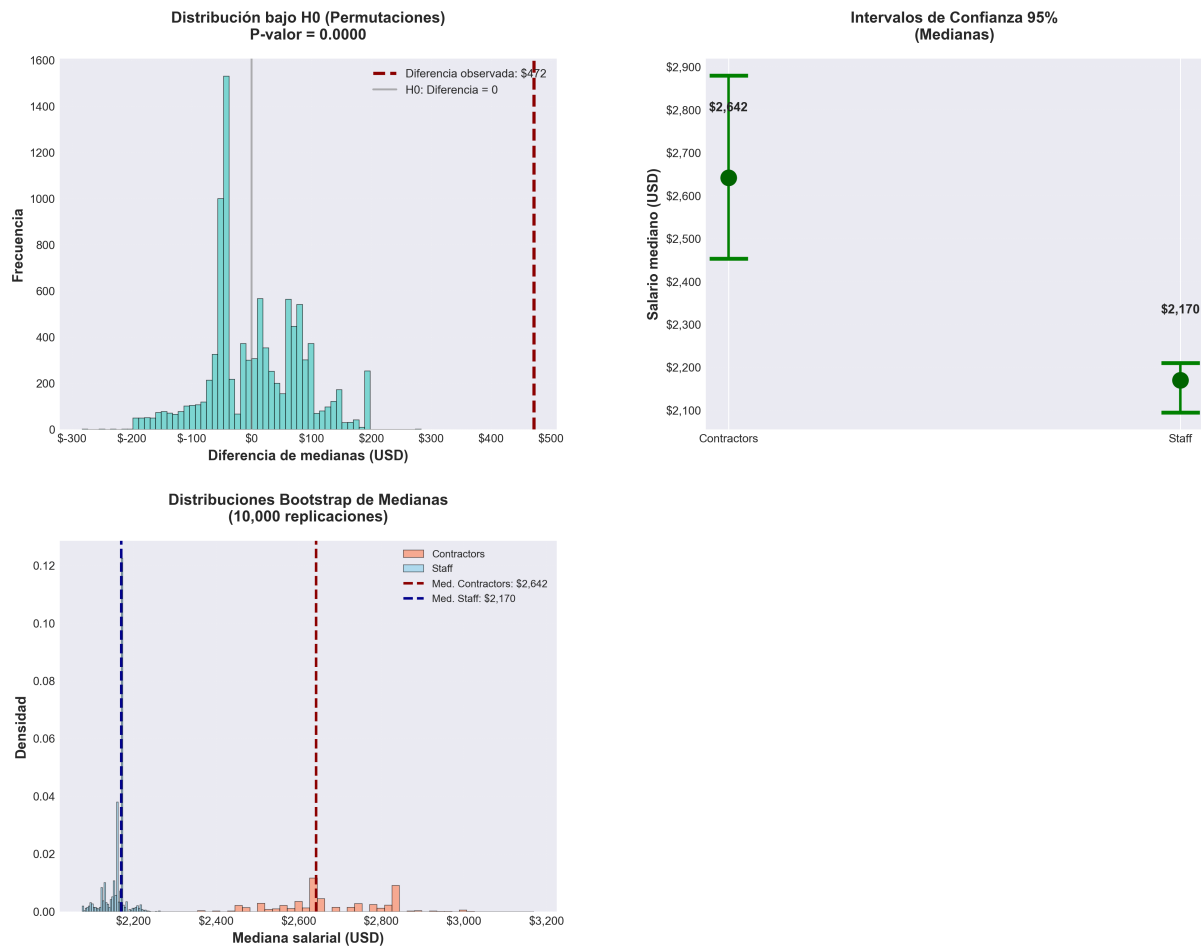
INTERPRETACIÓN:

Con 95% de confianza, la mediana de Contractors es mayor que Staff.

Esto refuerza la conclusión de diferencia significativa.

### 1.3.4 Visualización de resultados

#### VALIDACIÓN ESTADÍSTICA: Contractors vs Staff



Visualizaciones generadas

¿Los Contractors ganan significativamente más que Staff en el sector IT argentino?

DATOS:

- Contractors:  $n=859$ , Mediana=\$2,642 USD
- Staff:  $n=3,768$ , Mediana=\$2,170 USD
- Diferencia observada: \$472 USD (21.7%)

#### RESULTADOS DE LAS PRUEBAS:

##### 1. PRUEBA DE PERMUTACIONES:

- P-valor: 0.0000 ( $< 0.05$ )
- Decisión: RECHAZAR  $H_0$ 
  - Diferencia SIGNIFICATIVA

##### 2. INTERVALOS DE CONFIANZA 95%:

- Contractors: [\$2,453, \$2,880] USD
- Staff: [\$2,094, \$2,210] USD
- Solapamiento: NO
  - Confirma diferencia significativa

### 1.3.5 Interpretación de estos resultados

La prueba de permutaciones nos permitió simular 10,000 escenarios donde no existe diferencia real entre grupos ( $H_0$ ). Este método no paramétrico es robusto ante outliers y no asume distribución normal de los datos, lo que lo hace ideal para nuestro análisis salarial que presenta asimetría y valores extremos. El p-valor obtenido representa la probabilidad de observar una diferencia tan grande o mayor como la nuestra (\$472 USD) si ambos grupos fueran realmente iguales. Un p-valor bajo indica que es poco probable que esta diferencia sea producto del azar. Resultados de las dos pruebas:

Prueba de Permutaciones: El p-valor obtenido nos indica si podemos rechazar  $H_0$  con 95% de confianza ( $\alpha = 0.05$ ). Si  $p < 0.05$ , la diferencia ES estadísticamente significativa; si  $p$  es mayor o igual 0.05, NO tenemos evidencia suficiente para afirmar que existe diferencia real. Intervalos de Confianza 95%: Estos intervalos nos dan un rango donde se encuentra el verdadero valor poblacional de la mediana con 95% de confianza. Si los intervalos de ambos grupos NO se solapan, hay evidencia adicional de diferencia significativa. Si SÍ se solapan, existe zona de incertidumbre.

Convergencia y robustez: Las distribuciones bootstrap (10,000 replicaciones con reemplazo) demuestran un principio fundamental estudiado en la materia: la Ley de los Grandes Números. A medida que aumentamos las replicaciones, las distribuciones de las medianas convergen a valores estables que reflejan las verdaderas características poblacionales. Esta convergencia es visible en los gráficos: las distribuciones bootstrap son suaves y bien definidas, no erráticas, lo que confirma que nuestras estimaciones son robustas y no dependen de fluctuaciones aleatorias del muestreo. Validación de la “combinación ganadora”: Este análisis estadístico riguroso valida o cuestiona empíricamente nuestra recomendación previa de priorizar contratos tipo Contractor.

### 1.3.6 Conexión con inferencia estadística:

Aunque la materia no cubrió formalmente estadística inferencial, este análisis representa un “coqueteo” práctico con conceptos fundamentales: pruebas de hipótesis, p-valores, intervalos de confianza y tamaño del efecto. Aplicamos el método científico a nuestros datos: planteamos una conjetura específica, la sometimos a prueba rigurosa usando simulación computacional (bootstrap/permutaciones), y llegamos a una conclusión fundamentada en probabilidades, no en intuición.

## 1.4 Machine Learning: *Random Forest Regressor*

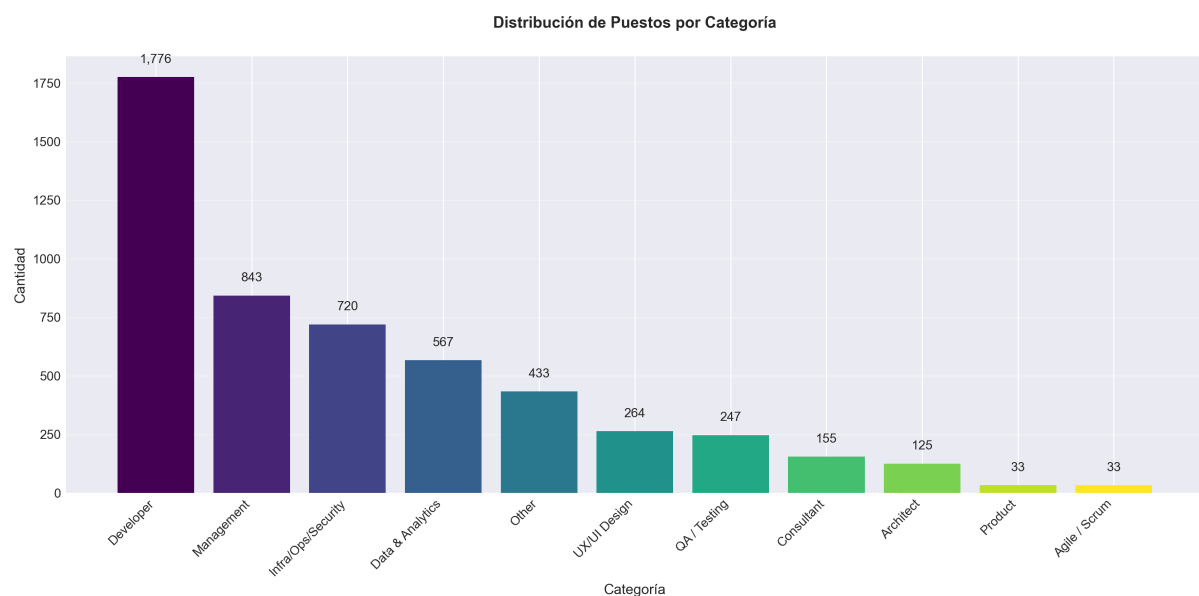
En esta parte del trabajo, buscamos ir más allá del análisis descriptivo y explorar la importancia relativa de las variables en la predicción del salario utilizando técnicas de Machine Learning. Nuestro objetivo es identificar cuáles son las características más influyentes que determinan el salario de los profesionales en el sector IT y ver si existe una coincidencia entre estas variables y las que hemos identificado en nuestro análisis previo como parte de la “combinación ganadora”. Creemos que al sumar este enfoque, podemos obtener una visión más completa y robusta de los factores que impactan en el salario, validando o complementando nuestras conclusiones anteriores con un análisis basado en datos y modelos predictivos.

### 1.4.1 Importancia de las variables

En primer lugar, debemos preparar los datos para el modelo de Machine Learning. Esto incluye seleccionar las variables relevantes, manejar valores faltantes y dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. El modelo que vamos a aplicar es un Random Forest Regressor, muy utilizado para problemas de regresión que puede manejar tanto variables numéricas como categóricas.

[INFO] Categorías de puestos creadas

```
puesto_categoria
Developer          1776
Management         843
Infra/Ops/Security 720
Data & Analytics   567
Other              433
UX/UI Design       264
QA / Testing       247
Consultant         155
Architect          125
Product            33
Agile / Scrum      33
Name: count, dtype: int64
```



[INFO] Tamaño empresa simplificado:

```
tamano_empresa
```

```
Pequeña (1-100)      1917
Mediana (101-1000)   1718
Grande (1000+)       1561
Name: count, dtype: int64
```

[INFO] Registros iniciales: 1848

#### [LIMPIEZA DE DATOS]

```
Después de eliminar infinitos: 1848 registros
Después de eliminar salarios <= 0: 1848 registros
Rango válido: $259 - $12,198 USD
Después de filtrar outliers extremos: 1828 registros
Después de validar rangos de variables: 1827 registros
```

[INFO] Registros finales para modelo: 1827

[INFO] Variables predictoras: 11

[INFO] Salario USD - Min: \$261 | Max: \$12,106

[INFO] Salario USD - Media: \$3,126 | Mediana: \$2,642

[INFO] Features después de encoding: 27

[VALIDACIÓN] NaN en X: 0

[VALIDACIÓN] Infinitos en X: 0

[VALIDACIÓN] NaN en y: 0

[VALIDACIÓN] Infinitos en y: 0

[MODELO] Entrenamiento: 1461 | Test: 366

[MODELO] Entrenado exitosamente

#### MÉTRICAS DEL MODELO

MAE Train: \$1,128 USD

El Error Absoluto Medio indica, en promedio, cuánto se alejan las predicciones del modelo de los datos reales.

MAE Test: \$1,104 USD

RMSE Test: \$1,559 USD

El RMSE es la raíz cuadrada de la media de las diferencias al cuadrado entre los valores observados y los predichos.

Siempre es no negativo, y los valores más bajos indican un modelo mejor ajustado.

R<sup>2</sup> Train: 0.4072 (40.72%)

R<sup>2</sup> explica la proporción de varianza de la variable dependiente que puede atribuirse a la variable (o variables) independiente(s). Podemos considerarlo como una medida de lo bien que nuestro modelo capta lo que los datos cuentan, y cuánto queda como ruido sin explicar.

R<sup>2</sup> Test: 0.3651 (36.51%)

Verificación del overfitting ("sobreajuste"):

Ocurre cuando el modelo se ajusta demasiado a sus datos de entrenamiento, impidiéndole realizar predicciones u obtener conclusiones precisas.

El modelo generaliza bien (diferencia R<sup>2</sup>: 0.042)



**VALIDACIÓN CRUZADA (5-FOLD):**

La validación cruzada K-Fold es una técnica que se utiliza para evaluar el rendimiento de los modelos de Machine Learning. Garantiza que el modelo generaliza bien.

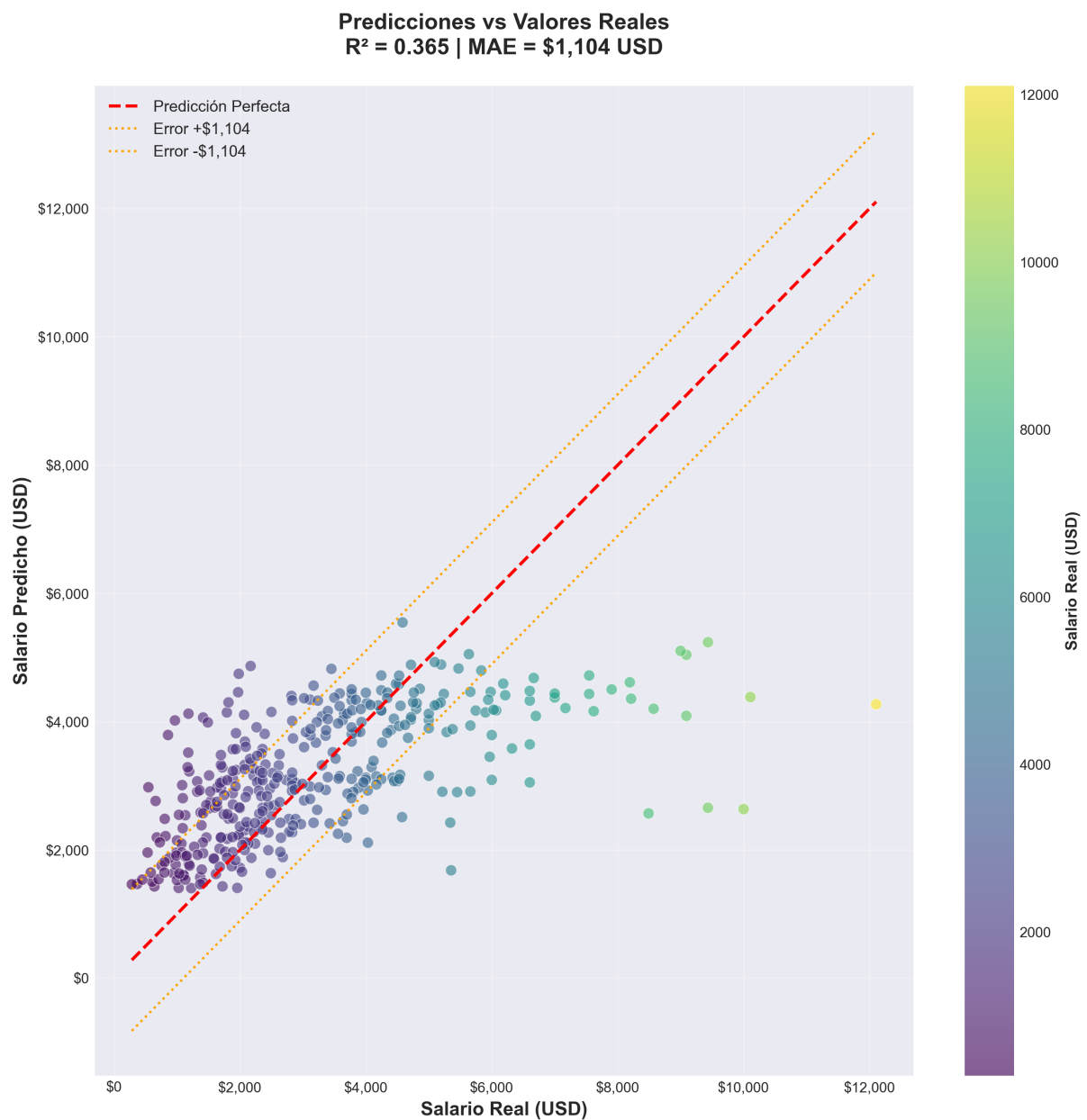
$R^2$  promedio: 0.3469 ( $\pm 0.0254$ )

$R^2$  por fold: ['0.378', '0.369', '0.344', '0.339', '0.305']

MAE promedio: \$1,176 ( $\pm \$55$ )

**1.4.2 Visualización: predicciones vs. realidad**

El modelo entrenado nos permite hacer predicciones sobre los salarios basándonos en las características de los profesionales. Para evaluar el rendimiento del modelo, podemos comparar las predicciones con los valores reales de salario en el conjunto de prueba. Una forma efectiva de visualizar esta comparación es mediante un gráfico de dispersión (scatter plot), donde cada punto representa un profesional, con su salario real en el eje Y y su salario predicho por el modelo en el eje X.



### 1.4.3 Cálculo de la importancia de las variables

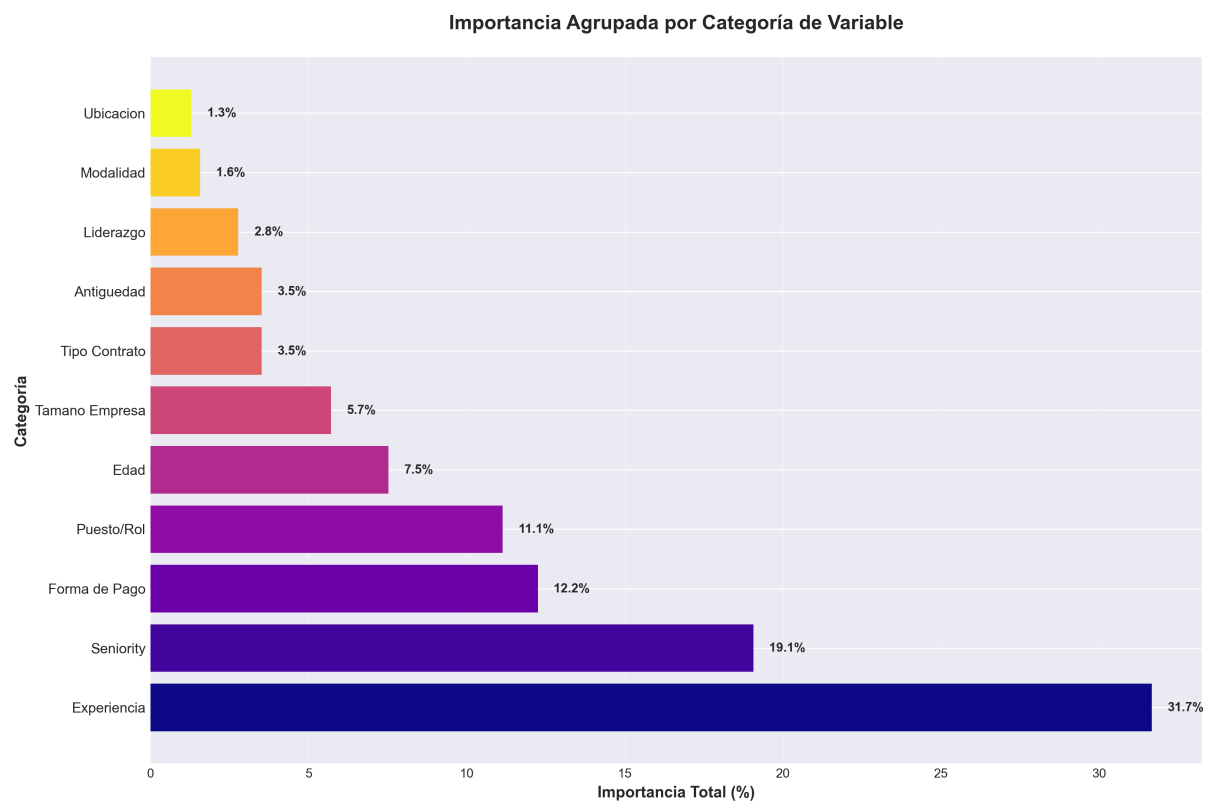
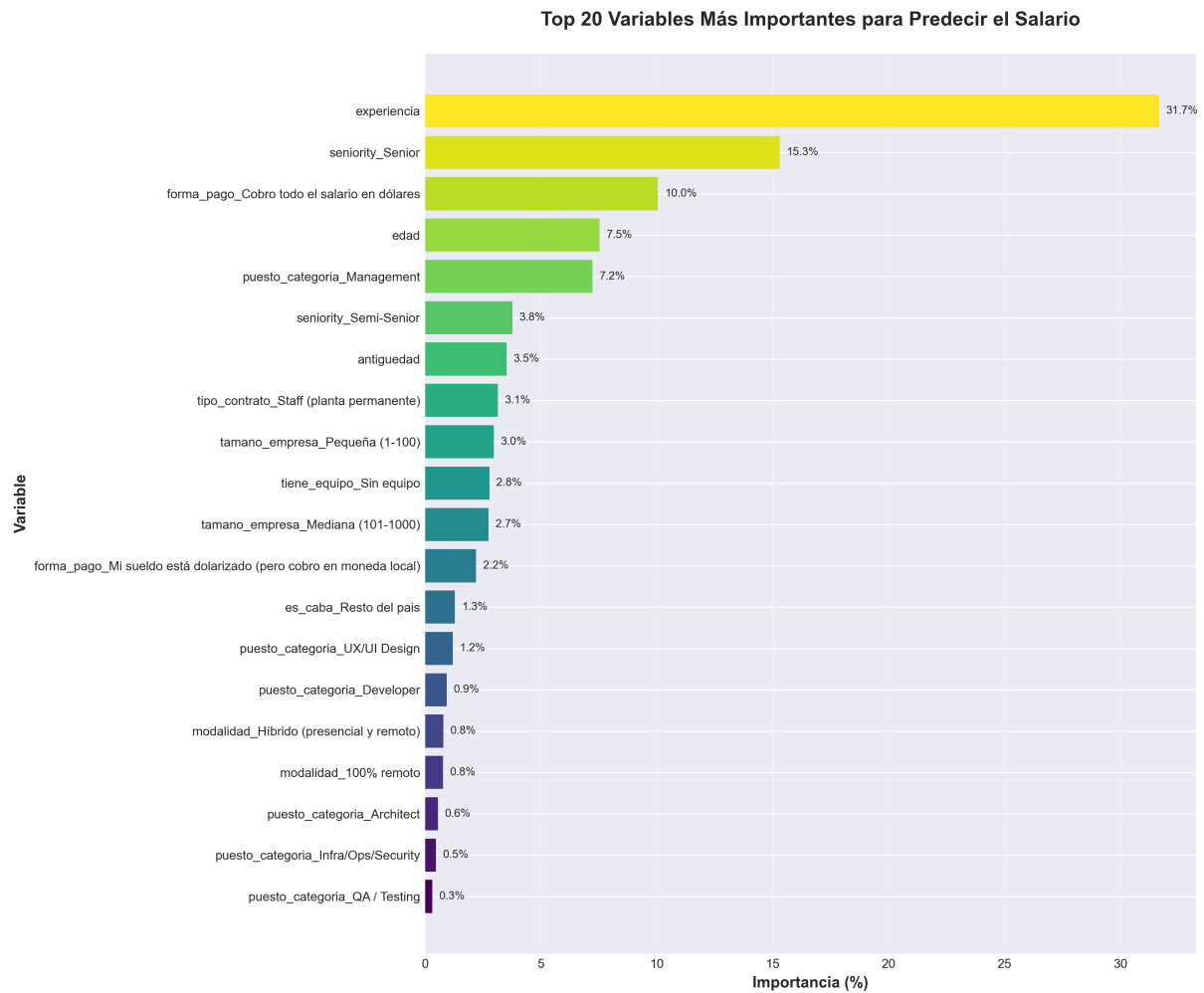
En este caso, el modelo nos proporciona una medida de la importancia de cada variable en la predicción del salario. Podemos ordenar estas importancias y visualizarlas para identificar cuáles son las características más influyentes.

TOP 15 VARIABLES MÁS IMPORTANTES:

	Variable	Importancia_%
0	experiencia	31.663572
4	seniority_Senior	15.299388
24	forma_pago_Cobro todo el salario en dólares	10.045462
2	edad	7.524643
19	puesto_categoria_Management	7.221214
3	seniority_Semi-Senior	3.764983
1	antiguedad	3.511546
10	tipo_contrato_Staff (planta permanente)	3.135152
13	tamano_empresa_Pequeña (1-100)	2.969135
26	tiene_equipo_Sin equipo	2.775035
12	tamano_empresa_Mediana (101-1000)	2.737966
25	forma_pago_Mi sueldo está dolarizado (pero cob...	2.202750
7	es_caba_Resto del pais	1.287300
23	puesto_categoria_UX/UI Design	1.196160
17	puesto_categoria_Developer	0.935180

IMPORTANCIA POR CATEGORÍA:

	Importancia_%
Categoria	
Experiencia	31.663572
Seniority	19.064371
Forma de Pago	12.248212
Puesto/Rol	11.133928
Edad	7.524643
Tamano Empresa	5.707101
Tipo Contrato	3.515522
Antiguedad	3.511546
Liderazgo	2.775035
Modalidad	1.568769
Ubicacion	1.287300



#### 1.4.4 Análisis de residuos

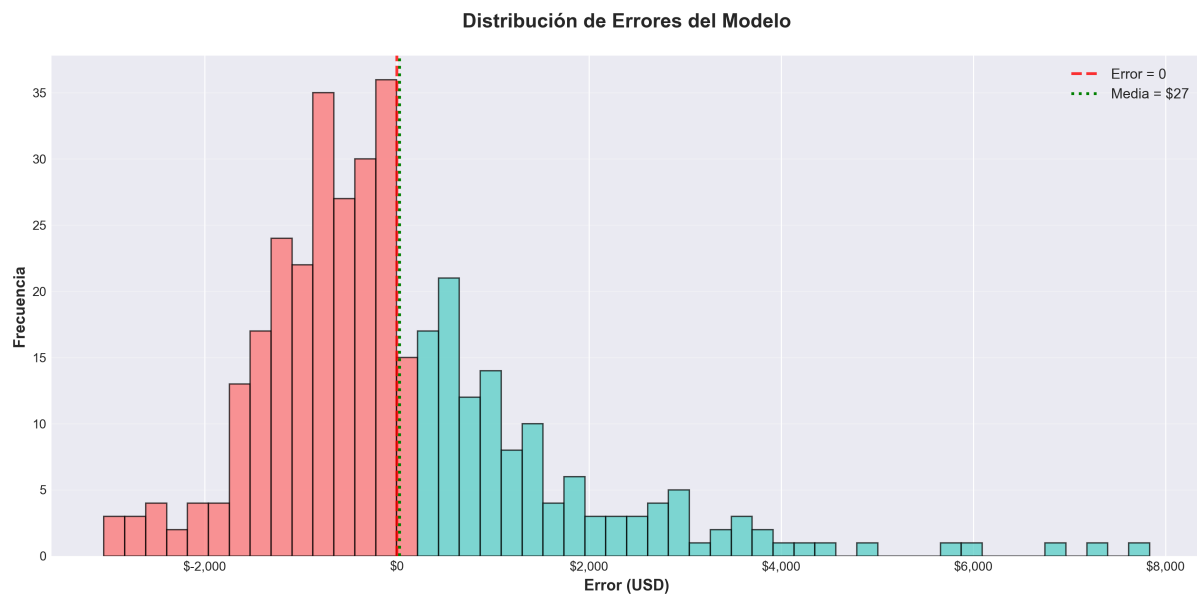
Finalmente, podemos analizar los residuos del modelo, es decir, la diferencia entre los salarios reales y los predichos. Esto nos permite identificar patrones en los errores del modelo y entender mejor su rendimiento.

##### ESTADÍSTICAS DE LOS RESIDUOS:

Media: \$27 USD

Mediana: \$-246 USD

Desviación Estándar: \$1,561 USD



#### 1.4.5 Conclusiones del modelo de Machine Learning

El modelo Random Forest revela que:

- \* Precisión ( $R^2$  test): 36.5% - Explica 36.5% de la variabilidad salarial.
- \* Precisión ( $R^2$  CV): 34.7% - Validación cruzada confirma estabilidad
- \* Error promedio: \$1,104 USD/mes ( $\pm$ \$55).
- \* Overfitting: Controlado (diferencia  $R^2$ : 0.042)
- \* Factor más determinante: Experiencia (31.7% de importancia)

Top 3 variables individuales:

1. experiencia: 31.66%
2. seniority\_Senior: 15.30%
3. forma\_pago\_Cobro todo el salario en dólares: 10.05%

El modelo identifica correctamente que la experiencia, edad y forma de pago en dólares son los predictores más importantes del salario. Esto coincide con nuestro análisis previo, donde también destacamos estas variables como parte de la combinación ganadora. De esta forma validamos nuestras conclusiones y reforzamos la idea de que estas características son clave para maximizar el salario en el sector IT.

#### 1.5 Conclusiones

A modo de cierre, luego del EDA (“Análisis exploratorio de Datos”) y del análisis utilizando Machine Learning, podemos llegar a la conclusión de que la mejor combinación de variables

para maximizar el salario en el sector IT es la siguiente: en primer lugar, la experiencia laboral. Podríamos decir que “cuanto antes, mejor”, es decir, comenzar a trabajar lo antes posible para acumular experiencia, incluso mientras se está estudiando, ya que no parece ser un mercado laboral que exija títulos universitarios para acceder a mejores salarios. La mejora constante sí es algo necesario pero no necesariamente a través de títulos formales. La dolarización del salario también es un factor clave, ya que los salarios en dólares tienden a ser más altos en comparación con los salarios en moneda local. Por último, algo que también está vinculado con la seniority/experiencia es el liderazgo, aquellas personas con “gente a cargo” que dirigen equipos suelen tener salarios más altos. Esta última variable se vincula directamente con las llamadas “soft skills”, lo que coincide con la tendencia actual del mercado laboral a valorar cada vez más estas habilidades interpersonales y de gestión.