

# 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> . . . . .             | 1        |
| 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 . . . . .                 | 6        |
| 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 conjetaura.
- 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 quizás 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 |
|----------------|---------|---------|---------|------------|----------|
| <b>es_caba</b> |         |         |         |            |          |
| CABA           | 6840.25 | 2264.15 | 3490.57 | 3885135.14 | 2643     |
| Resto del país | 3755.91 | 1981.13 | 3018.87 | 3500000.00 | 2553     |

GANADOR: CABA

Mediana: \$2,264 USD

[2] TIPO DE CONTRATO:

|   | Media    | Mediana    | \ |
|---|----------|------------|---|
| <b>tipo_contrato</b>                                |          |            |   |
| 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        | \ |
| <b>tipo_contrato</b>                                |          |            |   |
| 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 |            |   |
| <b>tipo_contrato</b>                                |          |            |   |
| 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 |
|-------------------|---------|---------|---------|------------|----------|
| <b>dedicacion</b> |         |         |         |            |          |
| 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 |
|------------------|-------|---------|-----|-----|----------|
| <b>modalidad</b> |       |         |     |     |          |

|                               |         |         |         |            |      |
|-------------------------------|---------|---------|---------|------------|------|
| 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 |
|------------------|---------|---------|---------|------------|----------|
| <b>seniority</b> |         |         |         |            |          |
| 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 |
|--------------------------|---------|---------|---------|----------|----------|
| <b>puesto</b>            |         |         |         |          |          |
| 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 | \ |
|---|----------|---------|---|
| <b>forma_pago</b>                                   |          |         |   |
| Cobro todo el salario en dólares                    | 11217.87 | 3301.89 |   |
| Cobro parte del salario en dólares                  | 13133.81 | 2340.42 |   |
| Mi sueldo está dolarizado (pero cobro en moneda...) | 5355.33  | 2075.47 |   |

|   | Q75     | Max        | \ |
|---|---------|------------|---|
| <b>forma_pago</b>                                   |         |            |   |
| Cobro todo el salario en dólares                    | 4866.50 | 3500000.00 |   |
| Cobro parte del salario en dólares                  | 3487.89 | 3885135.14 |   |
| Mi sueldo está dolarizado (pero cobro en moneda...) | 3292.92 | 909118.18  |   |

|   | Cantidad |
|---|----------|
| <b>forma_pago</b>                                   |          |
| Cobro todo el salario en dólares                    | 811      |
| Cobro parte del salario en dólares                  | 714      |
| Mi sueldo está dolarizado (pero cobro 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 años  
 Edad promedio: 38.8 años  
 Antigüedad promedio: 4.6 años

### 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:

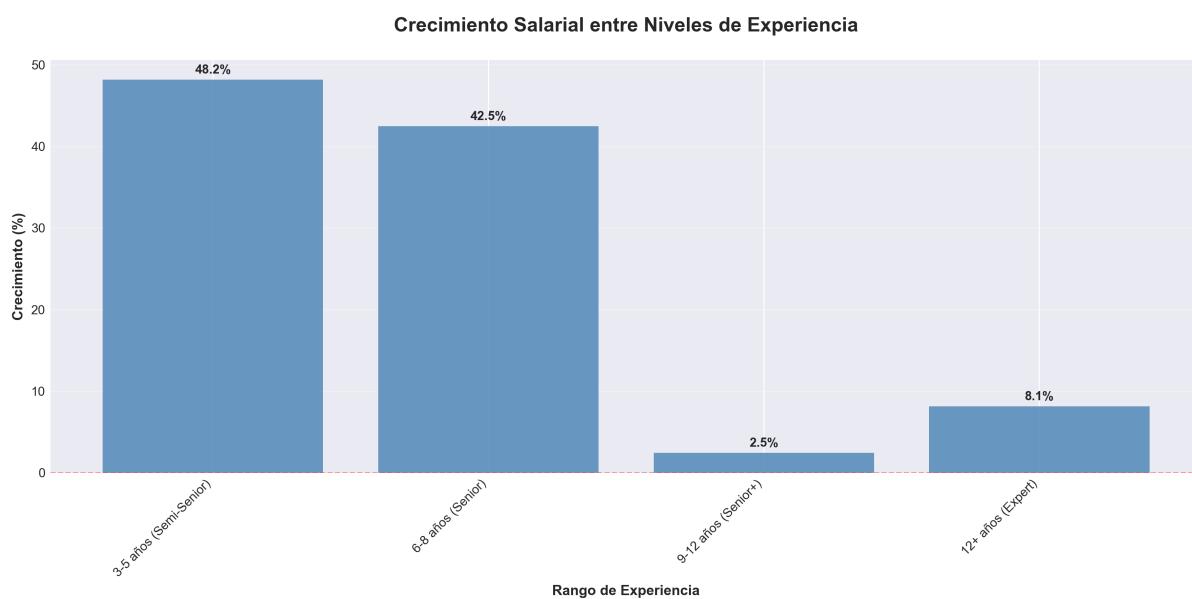
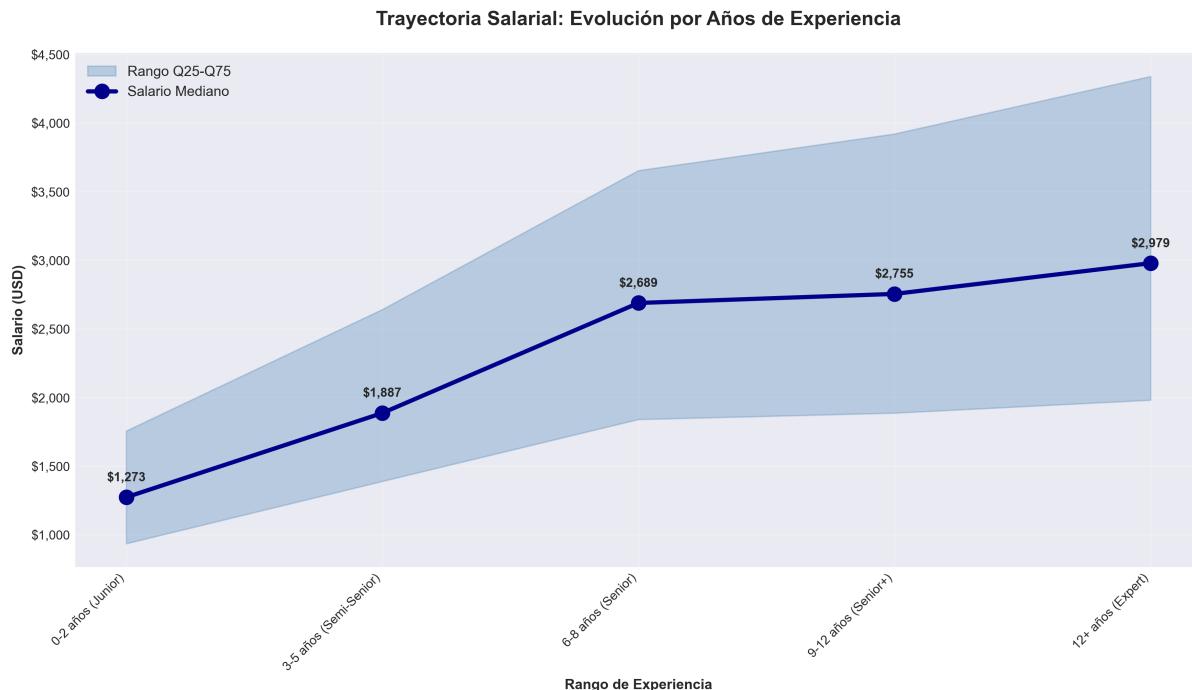
| rango_exp              | Cantidad | Mínimo | Q25     | Mediana | Media   | Q75     | \ |
|------------------------|----------|--------|---------|---------|---------|---------|---|
| 0-2 años (Junior)      | 754      | 145.94 | 935.49  | 1273.16 | 2637.31 | 1756.84 |   |
| 3-5 años (Semi-Senior) | 1634     | 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 |   |

| rango_exp              | Máximo     | Desv_Est  | Crecimiento_% | Acumulado_% |
|------------------------|------------|-----------|---------------|-------------|
| 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%)

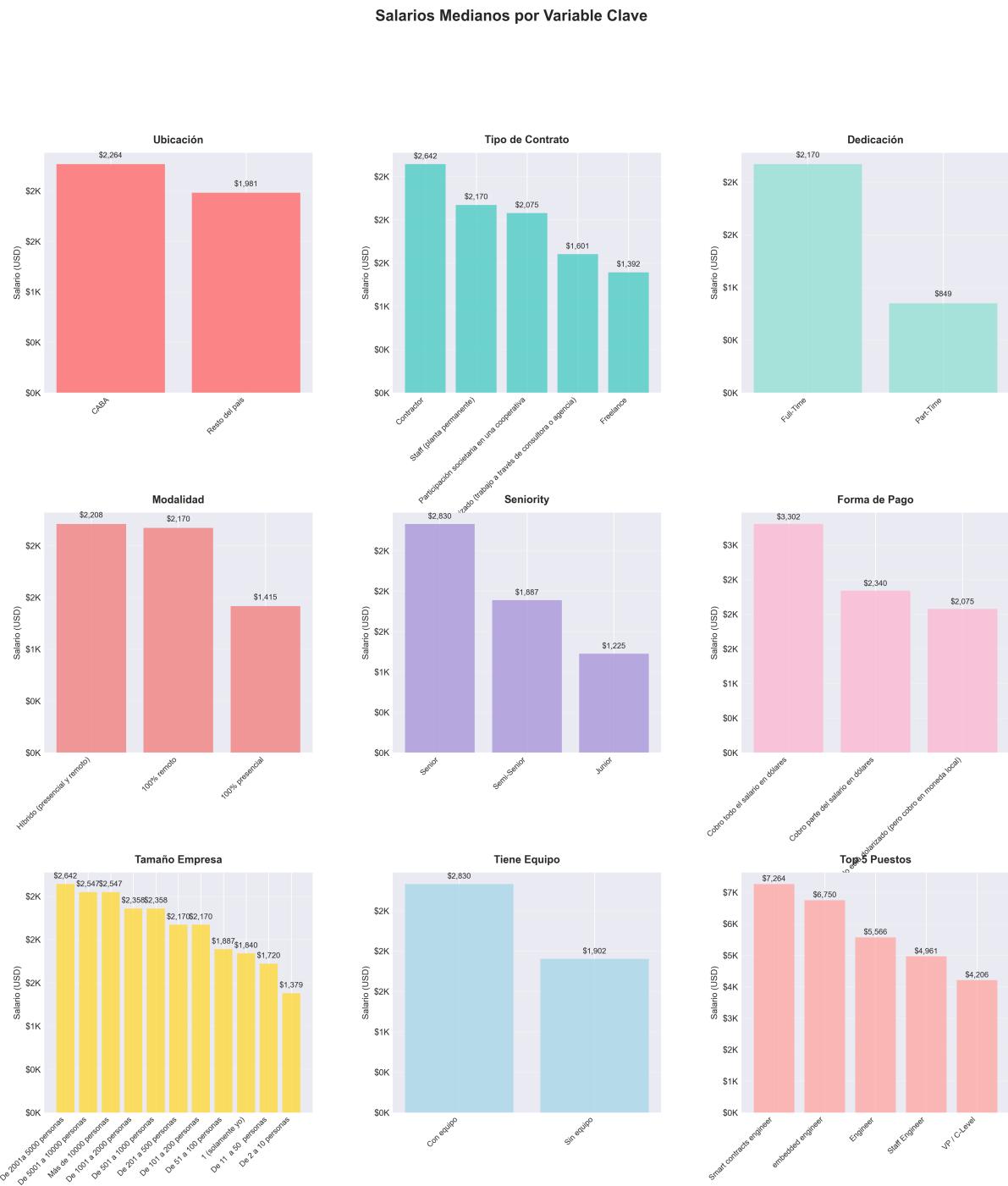
### 1.2.4 Evolución del salario a través de los años

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.



### [TOP 10 COMBINACIONES]

Top 10 Combinaciones (Ubicación + Contrato + Dedicación):

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

| es_caba        | tipo_contrato                                      | dedicacion | Mediana | \ |
|----------------|--|------------|---------|---|
| 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 |   |

| es_caba        | tipo_contrato                                      | dedicacion | Cantidad |
|----------------|--|------------|----------|
| 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  
 $\text{Mediana}(\text{Contractors}) = \text{Mediana}(\text{Staff})$

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

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

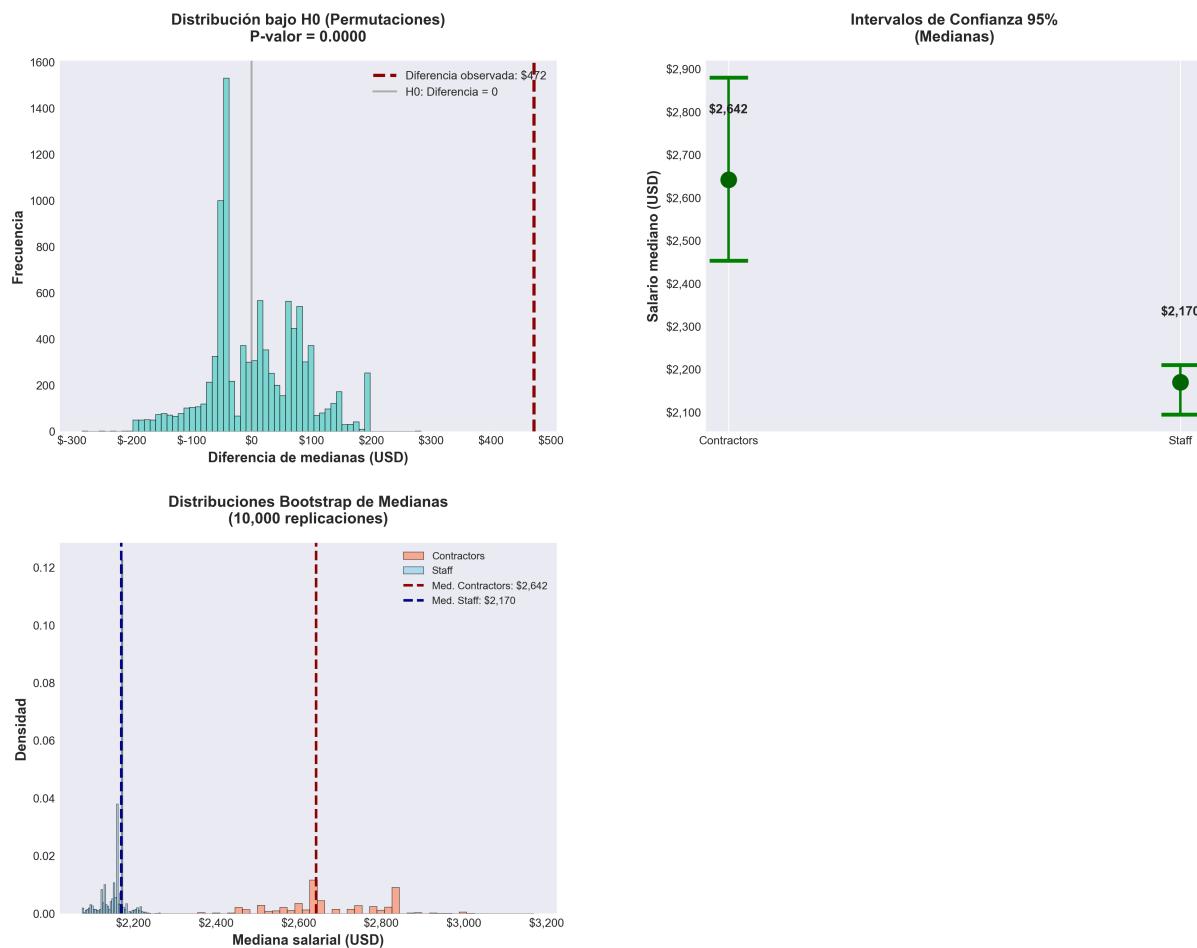
#### INTERPRETACIÓN:

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 H0
  - 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 conjectura específica, la sometimos a prueba rigurosa usando simulación computacional (bootstrap/permutaciones), y llegamos a una conclusión fundamentada en probabilidades, no en intuición.

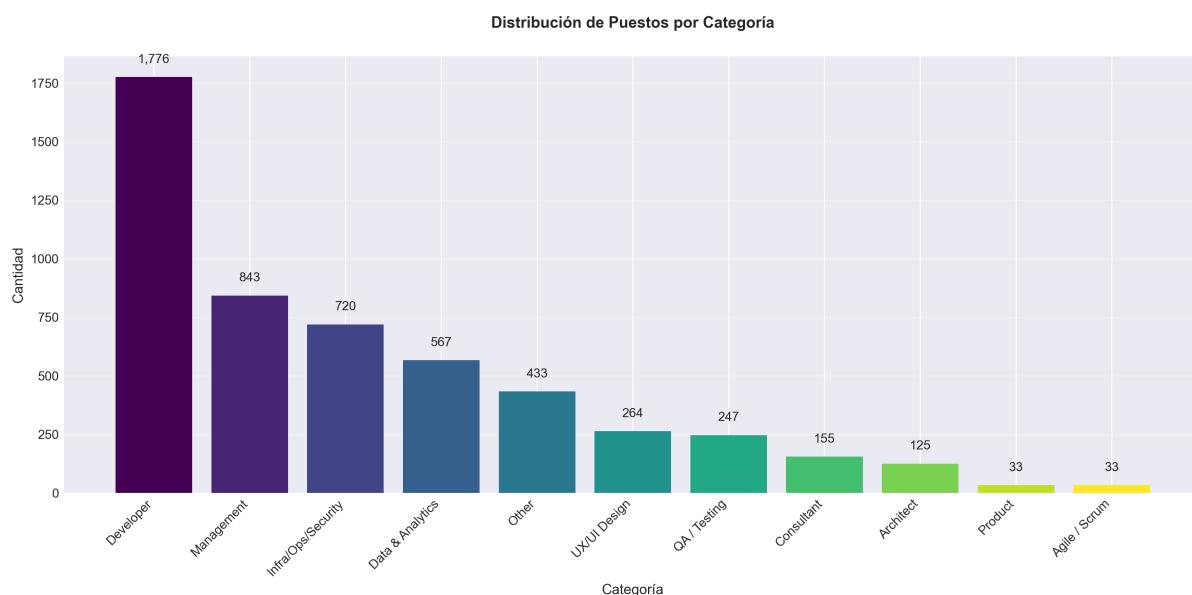
## 1.4 Machine Learning: *Random Forest Regressor*

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.

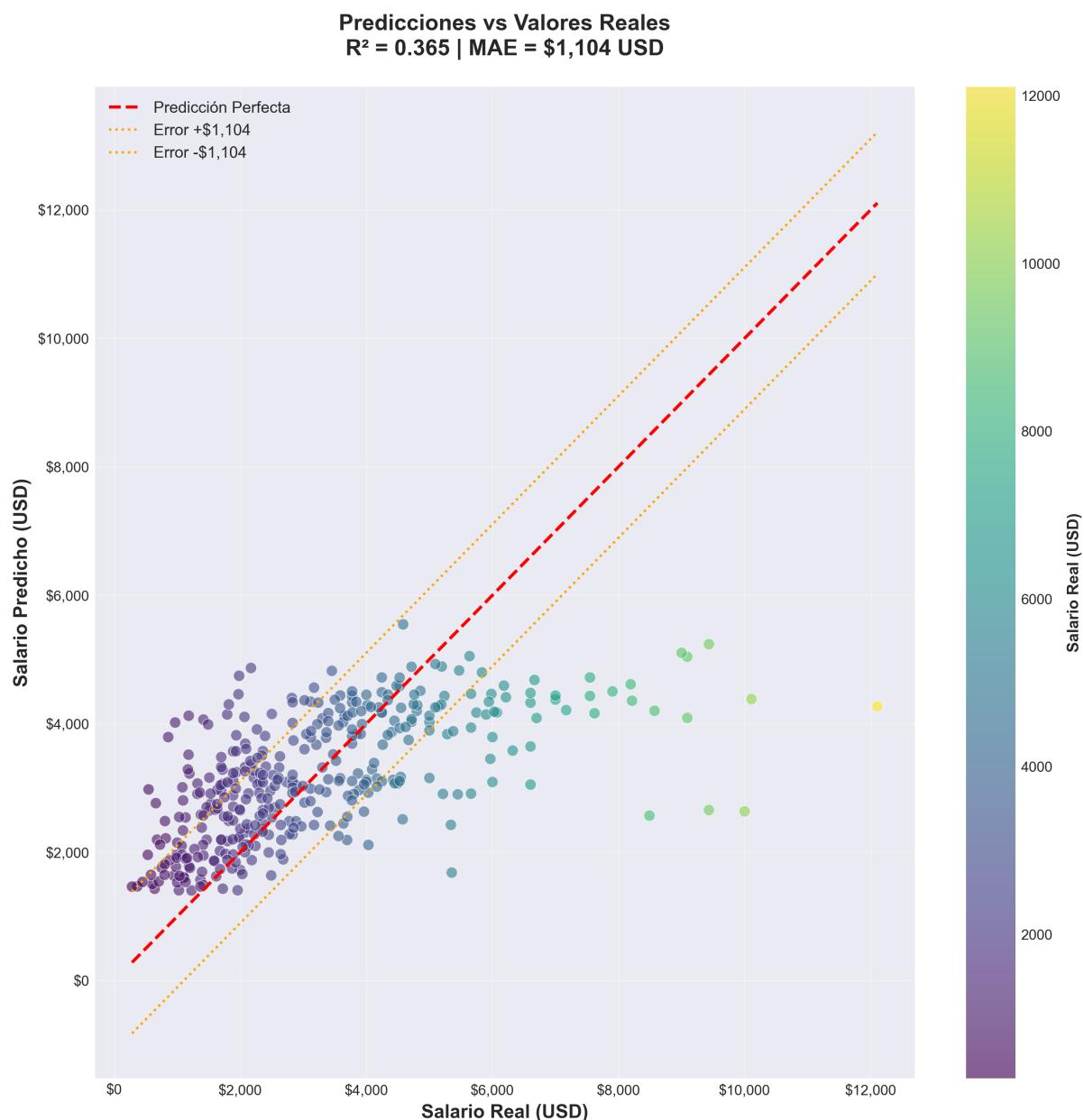
$R^2$  promedio: 0.3469 ( $\pm 0.0254$ )

$R^2$  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 basados 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

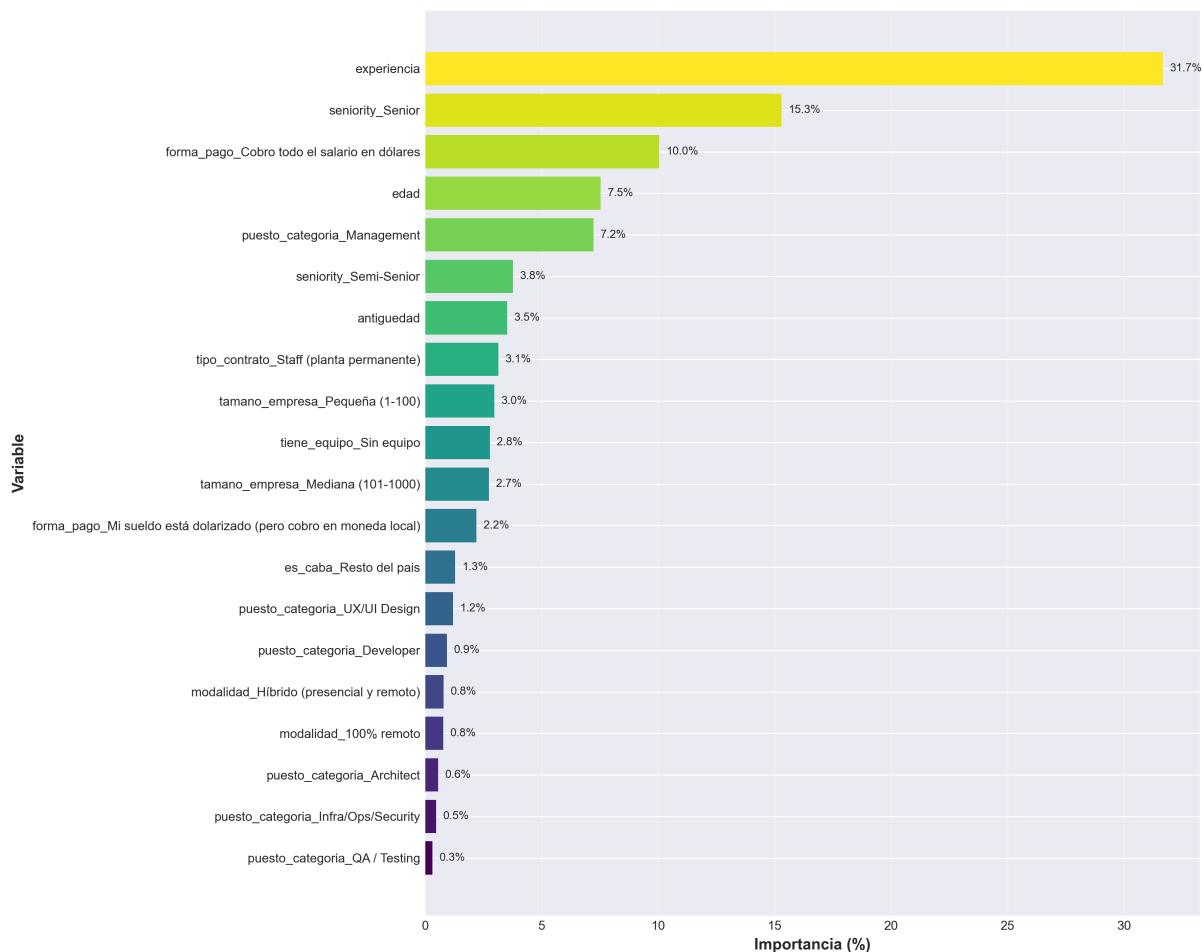
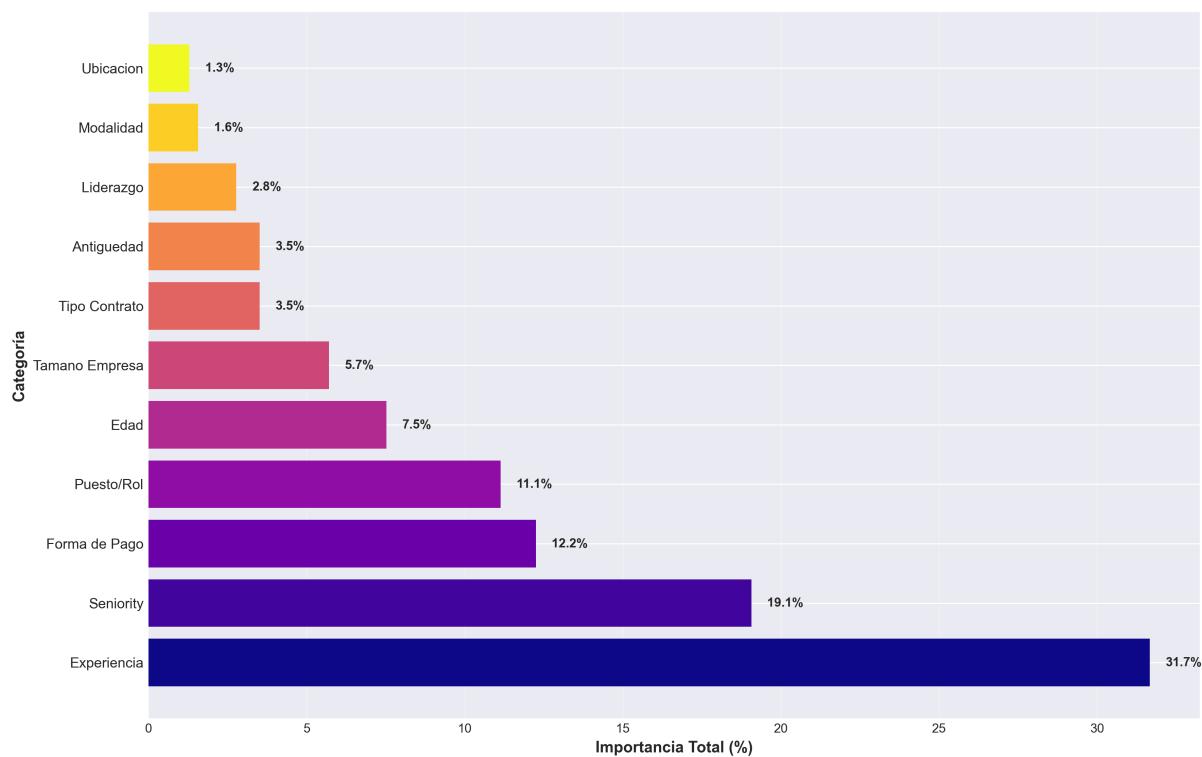
En este caso, el modelo nos proporciona una medida de la importancia de cada variable en la predicción del salario. Podemos ordenar estas importancias y visualizarlas para identificar cuáles son las características más influyentes.

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:

| Categoría      | Importancia_% |
|----------------|---------------|
| 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      |

**Top 20 Variables MÁS Importantes para Predecir el Salario****Importancia Agrupada por Categoría de Variable**

#### 1.4.4 Análisis de residuos

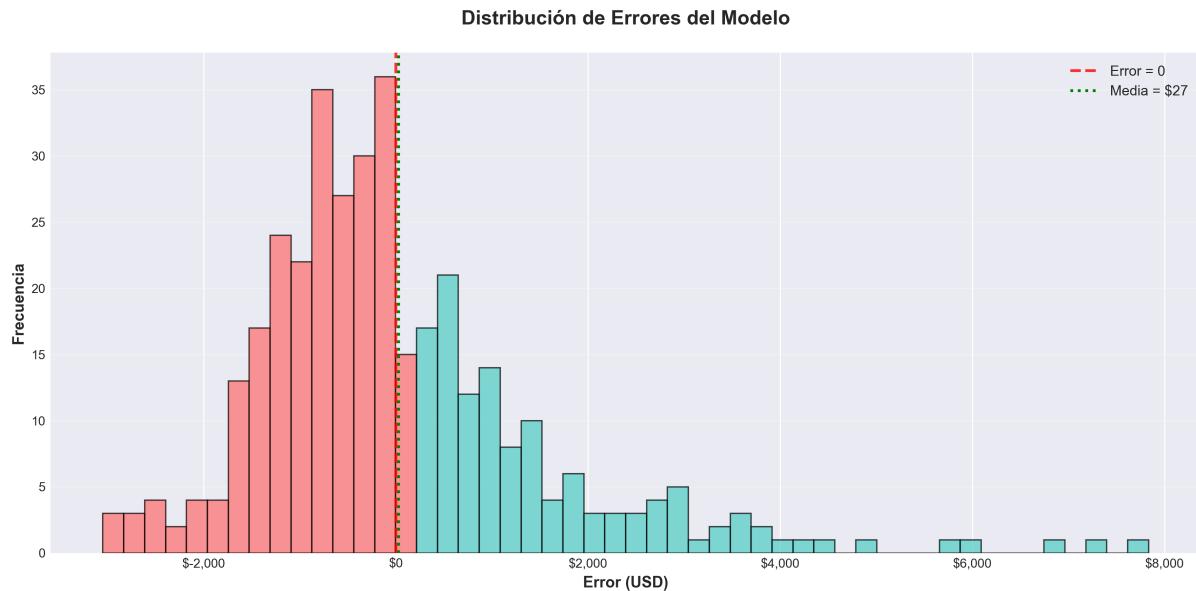
Finalmente, podemos analizar los residuos del modelo, es decir, la diferencia entre los salarios reales y los predichos. Esto nos permite identificar patrones en los errores del modelo y entender mejor su rendimiento.

**ESTADISTICAS 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.