

# RAG-EDU: Sistema de Análisis Educativo con RAG

## Detección temprana de abandono estudiantil y análisis de rendimiento

```
In [5]: import pandas as pd  
import matplotlib.pyplot as plt  
import seaborn as sns
```

```
In [ ]: df = pd.read_csv("./data/data.csv", sep=";")
```

```
In [7]: #Verifico si hay datos nulos  
df.isnull().sum()  
#Tengo una salida de 0 en todas las columnas, por lo tanto no se tienen datos nu
```

```
Out[7]: Marital status          0  
Application mode            0  
Application order          0  
Course                      0  
Daytime/evening attendance\t 0  
Previous qualification       0  
Previous qualification (grade) 0  
Nacionality                 0  
Mother's qualification       0  
Father's qualification       0  
Mother's occupation          0  
Father's occupation          0  
Admission grade              0  
Displaced                    0  
Educational special needs    0  
Debtor                       0  
Tuition fees up to date     0  
Gender                        0  
Scholarship holder           0  
Age at enrollment             0  
International                 0  
Curricular units 1st sem (credited) 0  
Curricular units 1st sem (enrolled) 0  
Curricular units 1st sem (evaluations) 0  
Curricular units 1st sem (approved) 0  
Curricular units 1st sem (grade) 0  
Curricular units 1st sem (without evaluations) 0  
Curricular units 2nd sem (credited) 0  
Curricular units 2nd sem (enrolled) 0  
Curricular units 2nd sem (evaluations) 0  
Curricular units 2nd sem (approved) 0  
Curricular units 2nd sem (grade) 0  
Curricular units 2nd sem (without evaluations) 0  
Unemployment rate             0  
Inflation rate                0  
GDP                           0  
Target                         0  
dtype: int64
```

```
In [8]: #Verifico tipo de datos para ver si se tiene que cambiar alguna columna a otro t
df.info()
```

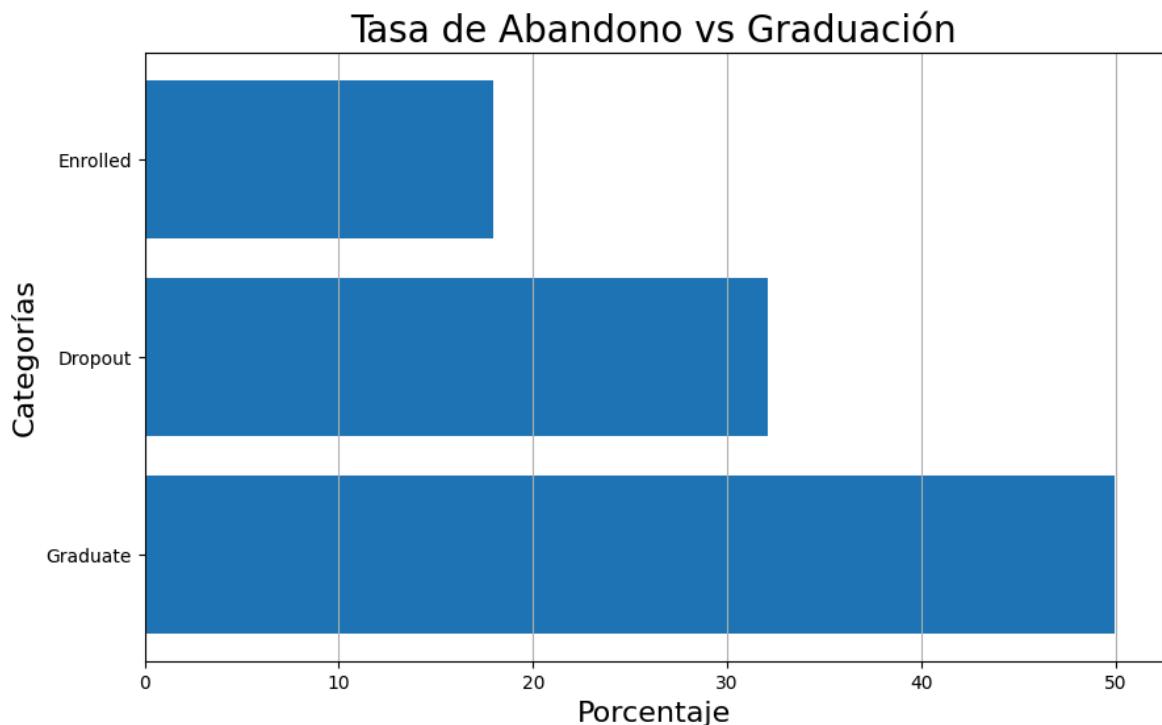
```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4424 entries, 0 to 4423
Data columns (total 37 columns):
 #   Column           Non-Null Count Dtype
 ---  -----
 0   Marital status      4424 non-null  int64
 1   Application mode    4424 non-null  int64
 2   Application order   4424 non-null  int64
 3   Course              4424 non-null  int64
 4   Daytime/evening attendance 4424 non-null  int64
 5   Previous qualification 4424 non-null  int64
 6   Previous qualification (grade) 4424 non-null  float64
 7   Nacionality          4424 non-null  int64
 8   Mother's qualification 4424 non-null  int64
 9   Father's qualification 4424 non-null  int64
 10  Mother's occupation   4424 non-null  int64
 11  Father's occupation   4424 non-null  int64
 12  Admission grade      4424 non-null  float64
 13  Displaced             4424 non-null  int64
 14  Educational special needs 4424 non-null  int64
 15  Debtor                4424 non-null  int64
 16  Tuition fees up to date 4424 non-null  int64
 17  Gender                4424 non-null  int64
 18  Scholarship holder     4424 non-null  int64
 19  Age at enrollment      4424 non-null  int64
 20  International          4424 non-null  int64
 21  Curricular units 1st sem (credited) 4424 non-null  int64
 22  Curricular units 1st sem (enrolled)   4424 non-null  int64
 23  Curricular units 1st sem (evaluations) 4424 non-null  int64
 24  Curricular units 1st sem (approved)    4424 non-null  int64
 25  Curricular units 1st sem (grade)       4424 non-null  float64
 26  Curricular units 1st sem (without evaluations) 4424 non-null  int64
 27  Curricular units 2nd sem (credited)   4424 non-null  int64
 28  Curricular units 2nd sem (enrolled)    4424 non-null  int64
 29  Curricular units 2nd sem (evaluations) 4424 non-null  int64
 30  Curricular units 2nd sem (approved)    4424 non-null  int64
 31  Curricular units 2nd sem (grade)       4424 non-null  float64
 32  Curricular units 2nd sem (without evaluations) 4424 non-null  int64
 33  Unemployment rate      4424 non-null  float64
 34  Inflation rate         4424 non-null  float64
 35  GDP                   4424 non-null  float64
 36  Target                 4424 non-null  object
dtypes: float64(7), int64(29), object(1)
memory usage: 1.2+ MB
```

```
In [9]: #Veo mis 5 primeros datos
df.head()
```

Out[9]:

	Marital status	Application mode	Application order	Course	Daytime/evening attendance	Previous qualification	Previous qualification (grad)
0	1	17	5	171	1	1	12
1	1	15	1	9254	1	1	16
2	1	1	5	9070	1	1	12
3	1	17	2	9773	1	1	12
4	2	39	1	8014	0	1	10

5 rows × 37 columns

In [10]: *#Grafica 1: Distribución de estudiantes que abandonan vs graduados*In [11]: `percent_target = df.Target.value_counts(normalize=True)*100`In [12]: `fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,6))
ax.barh(percent_target.index, percent_target.values)
plt.title("Tasa de Abandono vs Graduación", fontsize=20)
plt.xlabel("Porcentaje", fontsize=16)
plt.ylabel("Categorías", fontsize=16)
plt.grid(axis="x")`In [13]: `print(f"Análisis del gráfico")
print(f"Se obtuvieron los siguientes porcentajes para las categorías de {percent_t
print("Se observó que la categoría predominante es 'Graduate'. Sin embargo, la p`

**Análisis del gráfico**

Se obtuvieron los siguientes porcentajes para las categorías de Target

Graduate 49.932188

Dropout 32.120253

Enrolled 17.947559

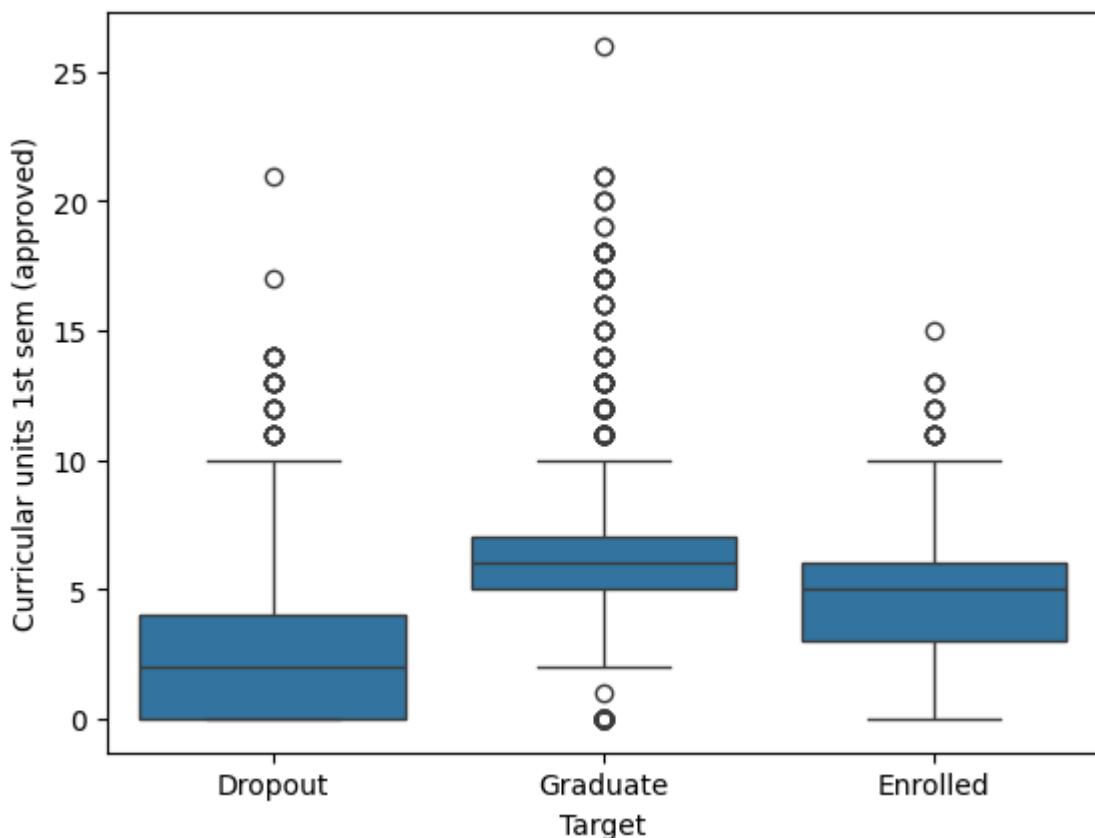
Name: proportion, dtype: float64:

Se observó que la categoría predominante es 'Graduate'. Sin embargo, la proporción de estudiantes que abandonan alcanza un nivel considerablemente elevado. Este porcentaje constituye un indicador de riesgo institucional, lo que justifica la necesidad de identificar los factores que están influyendo en el abandono estudiantil.

In [14]: *#Dado que ya tengo el porcentaje, ahora necesito identificar las causas principales*  
*#Primera idea: Verificar la cantidad de materias aprobadas en primer semestre pa*

In [15]: `sns.boxplot(data=df, x="Target", y="Curricular units 1st sem (approved)")`

Out[15]: <Axes: xlabel='Target', ylabel='Curricular units 1st sem (approved)'>



In [16]: *#Hallar parámetros importantes (Media, Mediana , IQR)*  
`parameter = df.groupby("Target")["Curricular units 1st sem (approved)"].describe()`  
`print(parameter)`  
`print(" ")`  
*#Hallar el IQR para verificar La variabilidad*  
`IQR = parameter["75%"] - parameter["25%"]`  
`print(IQR)`

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
<b>Target</b>								
Dropout	1421.0	2.551724	2.857588	0.0	0.0	2.0	4.0	21.0
Enrolled	794.0	4.318640	2.289398	0.0	3.0	5.0	6.0	15.0
Graduate	2209.0	6.232232	2.583380	0.0	5.0	6.0	7.0	26.0

```
Target
Dropout      4.0
Enrolled     3.0
Graduate     2.0
dtype: float64
```

In [17]:

```
'''  
El grupo Dropout combina bajo rendimiento y alta variabilidad interna, lo que indica múltiples rutas hacia el abandono.  
El grupo Graduate muestra alto rendimiento y baja variabilidad, lo que representa un perfil académico estable y exitoso.  
Los estudiantes Enrolled se ubican en un punto intermedio en todos los indicadores.  
En conjunto, estos resultados apoyan la hipótesis de que el desempeño académico temprano es un predictor crítico del riesgo de abandono.'''
```

Out[17]:

```
'\nEl grupo Dropout combina bajo rendimiento y alta variabilidad interna, lo que indica múltiples rutas hacia el abandono.\n\nEl grupo Graduate muestra alto rendimiento y baja variabilidad, lo que representa un perfil académico estable y exitoso.\n\nLos estudiantes Enrolled se ubican en un punto intermedio en todos los indicadores: media, cuartiles e IQR.\n\nEn conjunto, estos resultados apoyan la hipótesis de que el desempeño académico temprano es un predictor crítico del riesgo de abandono.\n'
```

In [18]:

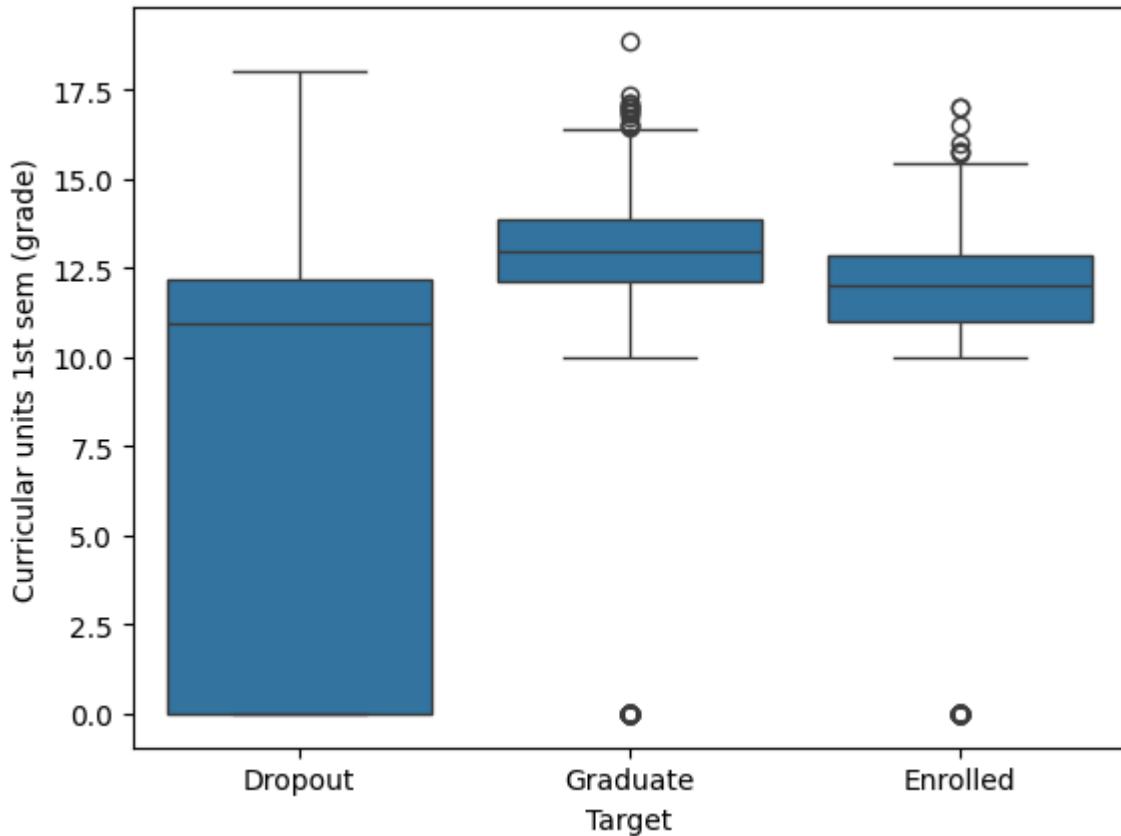
```
#Segunda idea:
```

In [19]:

```
sns.boxplot(data=df, x="Target", y="Curricular units 1st sem (grade)")
```

Out[19]:

```
<Axes: xlabel='Target', ylabel='Curricular units 1st sem (grade)'>
```



```
In [20]: #Hallos parámetros importantes (Media, Mediana , IQR)
parameter = df.groupby("Target")["Curricular units 1st sem (grade)"].describe()
print(parameter)
print(" ")
#Hallos el IQR para verificar la variabilidad
print("Rango Intercuartil")
IQR = parameter["75%"] - parameter["25%"]
print(IQR)
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	\
Target								
Dropout	1421.0	7.256656	6.031120	0.0	0.000000	10.928571	12.200000	
Enrolled	794.0	11.125257	3.675084	0.0	11.000000	12.000000	12.857143	
Graduate	2209.0	12.643655	2.699027	0.0	12.121429	13.000000	13.857143	

	max
Target	
Dropout	18.000
Enrolled	17.000
Graduate	18.875

Rango Intercuartil  
Target  
Dropout 12.200000  
Enrolled 1.857143  
Graduate 1.735714  
dtype: float64

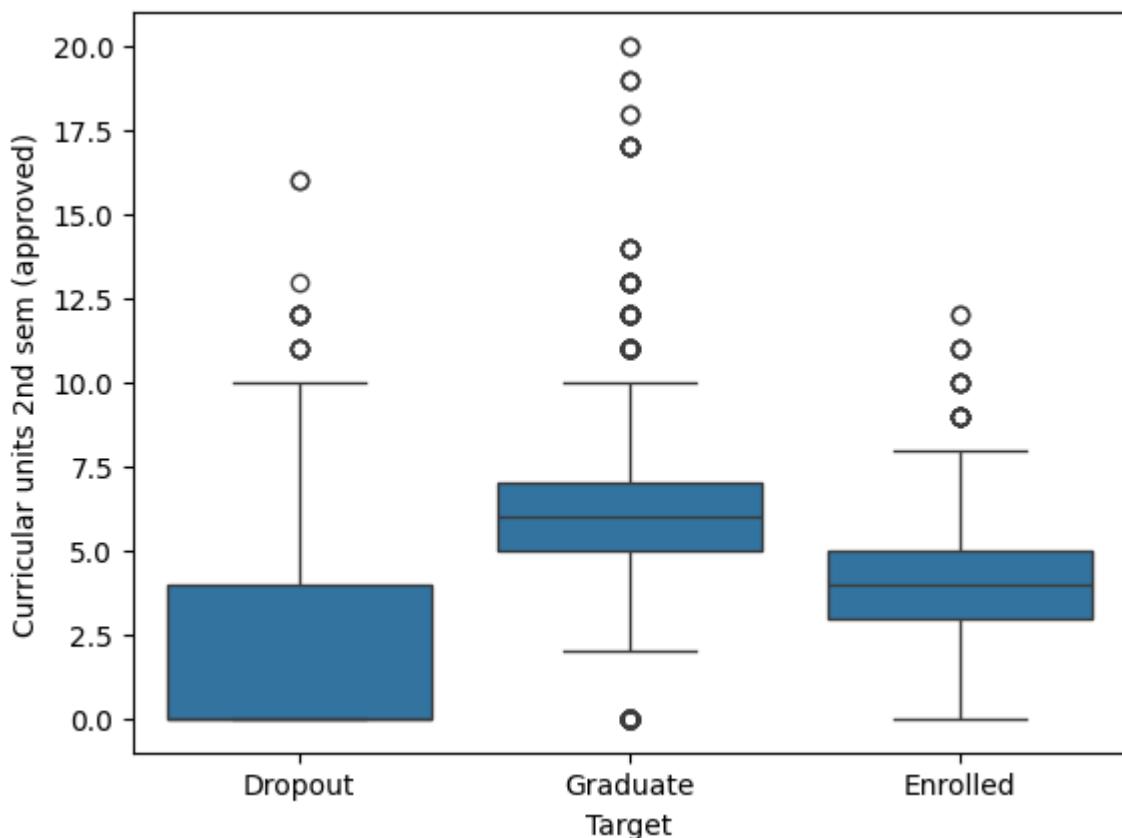
```
In [21]: '''
Los resultados evidencian diferencias significativas en el rendimiento académico
'''
```

Out[21]: '\nLos resultados evidencian diferencias significativas en el rendimiento académico del primer semestre entre los tres grupos analizados. El grupo Dropout presenta tanto el promedio más bajo como la mayor variabilidad en las calificaciones (IQR = 12.20), lo que indica un comportamiento altamente heterogéneo donde coexisten estudiantes con desempeño crítico junto con otros de rendimiento moderado. Este patrón sugiere que el abandono no responde únicamente a bajos resultados académicos, sino a un conjunto más amplio de factores. En contraste, los grupos Enrolled y Graduate muestran distribuciones mucho más compactas (IQR = 1.86 y 1.73, respectivamente), lo que refleja un rendimiento estable y consistente. En particular, el grupo Graduate evidencia niveles de logro elevados y homogéneos desde el inicio del proceso formativo, configurando un perfil académico claramente asociado a la continuidad y culminación exitosa de los estudios. En conjunto, estos resultados respaldan la relevancia del desempeño temprano como un indicador crítico de riesgo institucional y de probabilidad de permanencia.\n'

In [22]: #Gráfico 4 : Unidades aprobadas en 2do semestre  
#Para el análisis de datos, no es una respuesta el solo analizar la cantidad de

In [26]: sns.boxplot(data=df, x="Target", y="Curricular units 2nd sem (approved)")

Out[26]: <Axes: xlabel='Target', ylabel='Curricular units 2nd sem (approved)'>



In [28]: #Hallo parámetros importantes (Media, Mediana , IQR)  
parameter = df.groupby("Target")["Curricular units 2nd sem (approved)"].describe()  
print(parameter)  
print(" ")  
#Hallos el IQR para verificar la variabilidad  
print("Rango Intercuartil")  
IQR = parameter["75%"] - parameter["25%"]  
print(IQR)

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Target								
Dropout	1421.0	1.940183	2.573691	0.0	0.0	0.0	4.0	16.0
Enrolled	794.0	4.057935	2.180197	0.0	3.0	4.0	5.0	12.0
Graduate	2209.0	6.177003	2.268622	0.0	5.0	6.0	7.0	20.0

Rango Intercuartil  
 Target  
 Dropout 4.0  
 Enrolled 2.0  
 Graduate 2.0  
 dtype: float64

In [ ]:

...

**HALLAZGOS CRÍTICOS:**

1. COLAPSO EN 2DO SEMESTRE: Los estudiantes que abandonan pasan de aprobar 2 materias (1er sem) a 0 materias (2do sem). Esto no es deterioro gradual, es abandono de facto.
2. EL 1ER SEMESTRE ES PREDICTOR PERFECTO: Los estudiantes que aprueban menos de 3 materias en 1er semestre tienen probabilidad extremadamente alta de no aprobar NADA en el 2do semestre.
3. PUNTO DE NO RETORNO: La transición del 1er al 2do semestre marca el punto de no retorno. Las intervenciones deben ocurrir DURANTE o INMEDIATAMENTE DESPUÉS del 1er semestre.
4. PERFIL DE ÉXITO CONSISTENTE: Los graduados aprueban consistentemente 6 materias por semestre. Este es lo que define una "trayectoria exitosa".
5. UMBRAL DE ALERTA TEMPRANA: Aprobar  $\leq 2$  materias en 1er semestre debe Activar intervención inmediata (tutorías, asesoría, apoyo económico).

...

In [32]:

...

Ahora, una vez hallado resultados con el ambito de las notas, verificaremos

...

In [ ]:

df["Scholarship holder"].value\_counts()

# 0 según la documentación de la data representa no becario y 1 representa becar

Out[ ]:

Scholarship holder

0 3325

1 1099

Name: count, dtype: int64

In [34]:

# Ahora, para mejor visualización, se calculará la tabla de los antes mencionados

tabla = pd.crosstab(df["Scholarship holder"], df["Target"])

tabla

Out[34]:

Target Dropout Enrolled Graduate

**Scholarship holder**

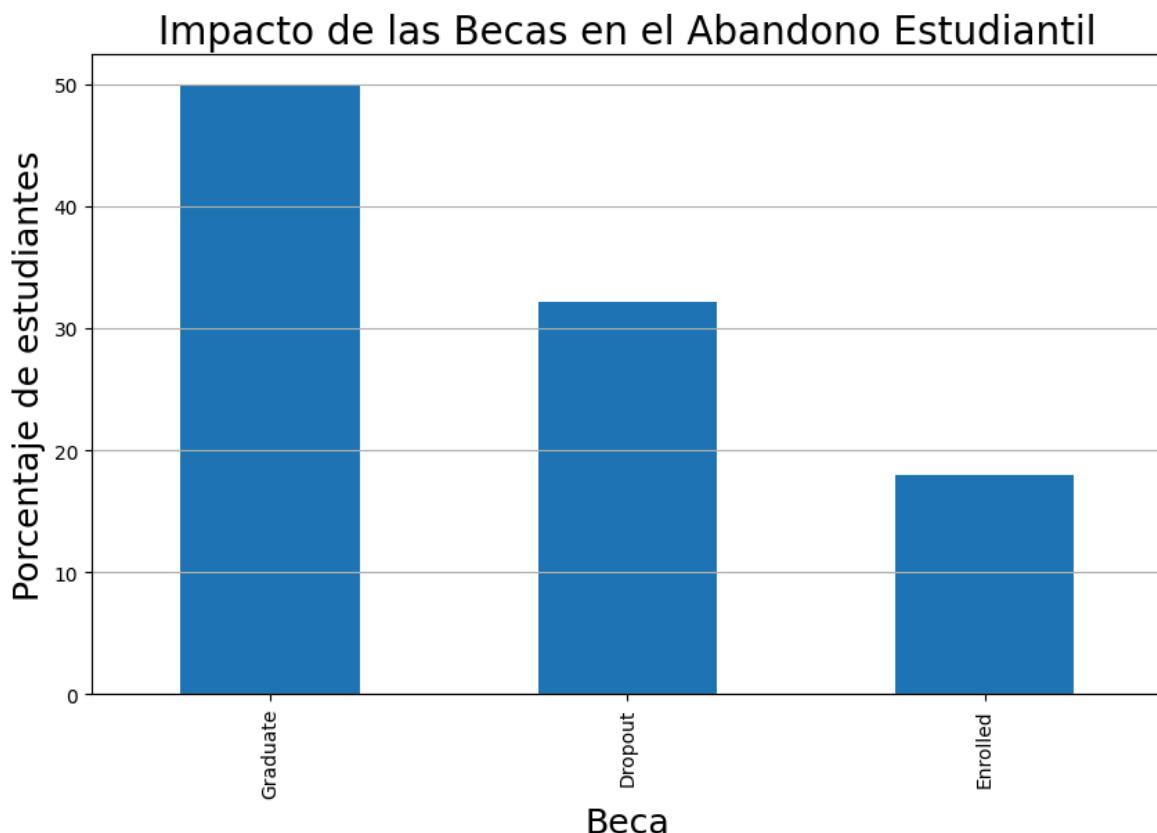
	0	1287	664	1374
	1	134	130	835

In [37]: #La misma tabla, pero con porcentajes  
percent\_table = pd.crosstab(df["Scholarship holder"], df["Target"], normalize=True)  
round(percent\_table,2)

Out[37]:

	Target	Dropout	Enrolled	Graduate
<b>Scholarship holder</b>				
<b>0</b>	29.09	15.01	31.06	
<b>1</b>	3.03	2.94	18.87	

In [42]: #Realizamos el gráfico, en este caso, elegí el de barras apiladas para mostrar p  
ax = percent\_target.plot(kind="bar", stacked=True, figsize=(10,6))  
ax.set\_title("Impacto de las Becas en el Abandono Estudiantil", fontsize=20)  
ax.set\_xlabel("Beca", fontsize=18)  
ax.set\_ylabel("Porcentaje de estudiantes", fontsize=18)  
plt.grid(axis="y")



In [52]: #Calculando la tasa abandono de no beca y becado  
tasa\_no\_beca = percent\_table.loc[0, 'Dropout']  
tasa\_beca = percent\_table.loc[1, "Dropout"]  
diff = tasa\_no\_beca - tasa\_beca  
print(f"Tasa de abandono SIN beca: {tasa\_no\_beca:.2f}%")  
print(f"Tasa de abandono CON beca: {tasa\_beca:.2f}%")  
print(f"Reducción del abandono gracias a las becas: {diff:.2f} puntos porcentuales")  
print(f"Factor de riesgo: Los no becarios tienen {tasa\_no\_beca/tasa\_beca:.1f}x más probabilidad de abandonar")

Tasa de abandono SIN beca: 29.09%

Tasa de abandono CON beca: 3.03%

Reducción del abandono gracias a las becas: 26.06 puntos porcentuales

Factor de riesgo: Los no becarios tienen 9.6x más probabilidad de abandonar

In [ ]: #Hallazgos

- ...
- 1. IMPACTO MASIVO DE LAS BECAS: Las becas reducen la tasa de abandono en 26 puntos porcentuales (de 29% a 3%). Este es uno de los factores protectores MÁS FUERTES identificados en el análisis.
- 2. RIESGO RELATIVO: Los estudiantes sin beca tienen 9.6 veces más probabilidad de abandonar que los becarios. El factor económico es tan crítico como el rendimiento académico.
- 3. EFICACIA DE LA INTERVENCIÓN: Con solo 3% de abandono, los becarios tienen tasas comparables o mejores que el promedio general de graduados. Las becas no solo previenen el abandono, sino que crean condiciones para el éxito académico.
- 4. POLÍTICA INSTITUCIONAL: Expandir el programa de becas es una estrategia de retención altamente efectiva y medible. Cada beca otorgada reduce significativamente la probabilidad de abandono.
- 5. INTERACCIÓN CON FACTORES ACADÉMICOS: Sería valioso explorar si las becas también se asocian con mejor rendimiento académico, o si protegen
- ...

In [63]: #Impacto de las deudas en el abandono, donde 0 es no deudor y 1 es deudor

```
df["Debtor"].value_counts()
print(df["Debtor"].value_counts(normalize=True)*100)
```

```
Debtor
0    88.630199
1    11.369801
Name: proportion, dtype: float64
```

In [65]: print(f"Solo el 11.37% de los estudiantes tiene deudas.")
print(f"Esto confirma que tener deudas es un indicador de permanencia en el sistema")
print(f"no un factor de riesgo. Los estudiantes abandonan antes de acumular deudas")

Solo el 11.37% de los estudiantes tiene deudas.

Esto confirma que tener deudas es un indicador de permanencia en el sistema, no un factor de riesgo. Los estudiantes abandonan antes de acumular deudas.

In [60]: #Creamos la tabla cruzada para analizar estos datos con respecto al target

```
tabla_deudas = pd.crosstab(df["Debtor"], df["Target"])
tabla_deudas_percent = round(pd.crosstab(df["Debtor"], df["Target"], normalize=True)*100)
```

Out[60]: Target Dropout Enrolled Graduate

Debtor			
	0	1	
0	25.07	15.91	47.65
1	7.05	2.03	2.28

In [62]: # Tasa de abandono sin deudas (0)

```
tasa_no_deudor = tabla_deudas_percent.loc[0, 'Dropout']
```

# Tasa de abandono con deudas (1)

```
tasa_deudor = tabla_deudas_percent.loc[1, 'Dropout']
```

```
# Diferencia
diff_deudas = tasa_deudor - tasa_no_deudor

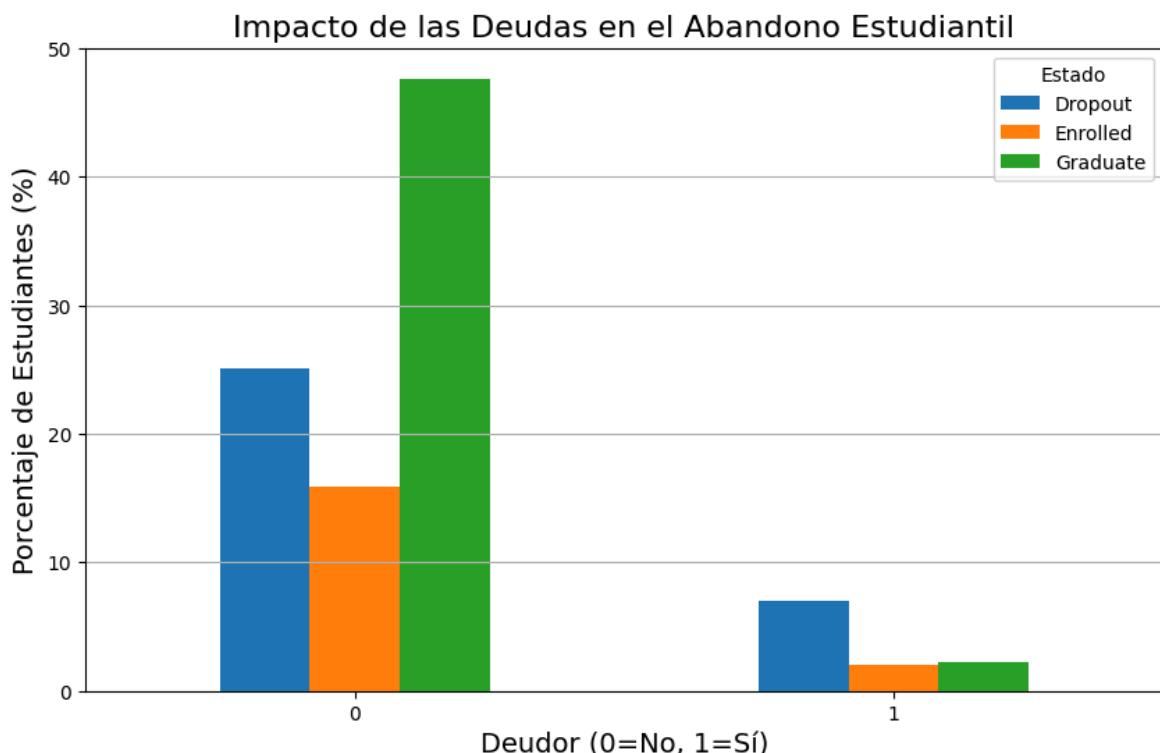
print(f"Tasa de abandono SIN deudas: {tasa_no_deudor:.2f}%")
print(f"Tasa de abandono CON deudas: {tasa_deudor:.2f}%")
print(f"Incremento del abandono por deudas: {diff_deudas:.2f} puntos porcentuales")
```

Tasa de abandono SIN deudas: 25.07%

Tasa de abandono CON deudas: 7.05%

Incremento del abandono por deudas: -18.02 puntos porcentuales

```
In [ ]: # Barras agrupadas o apiladas
tabla_deudas_percent.plot(kind='bar', figsize=(10,6))
plt.title("Impacto de las Deudas en el Abandono Estudiantil", fontsize=16)
plt.xlabel("Deudor (0=No, 1=Sí)", fontsize=14)
plt.ylabel("Porcentaje de Estudiantes (%)", fontsize=14)
plt.xticks(rotation=0)
plt.legend(title='Estado')
plt.grid(axis='y')
plt.show()
```



```
...  
1. RESULTADO INESPERADO: Contrario a la hipótesis inicial, los estudiantes CON deudas presentan MENOR tasa de abandono (7.05%) que aquellos SIN deudas (25.07%). La diferencia es de -18.02 puntos porcentuales.  
2. INTERPRETACIÓN - COMPROMISO FINANCIERO: Este patrón sugiere que tener deudas puede ser un indicador de COMPROMISO con los estudios más que un factor de riesgo. Los estudiantes que invierten financieramente tienen mayor motivación para completar sus estudios y recuperar su inversión.  
3. SESGO DE SELECCIÓN: Los estudiantes que abandonan (25% sin deudas) probablemente lo hacen TAN temprano en su trayectoria académica que no llegan a acumular deudas significativas. Las deudas se acumulan con el tiempo, indicando permanencia en el sistema.  
4. CONTRASTE CON BECAS: Mientras las becas reducen el abandono eliminando
```

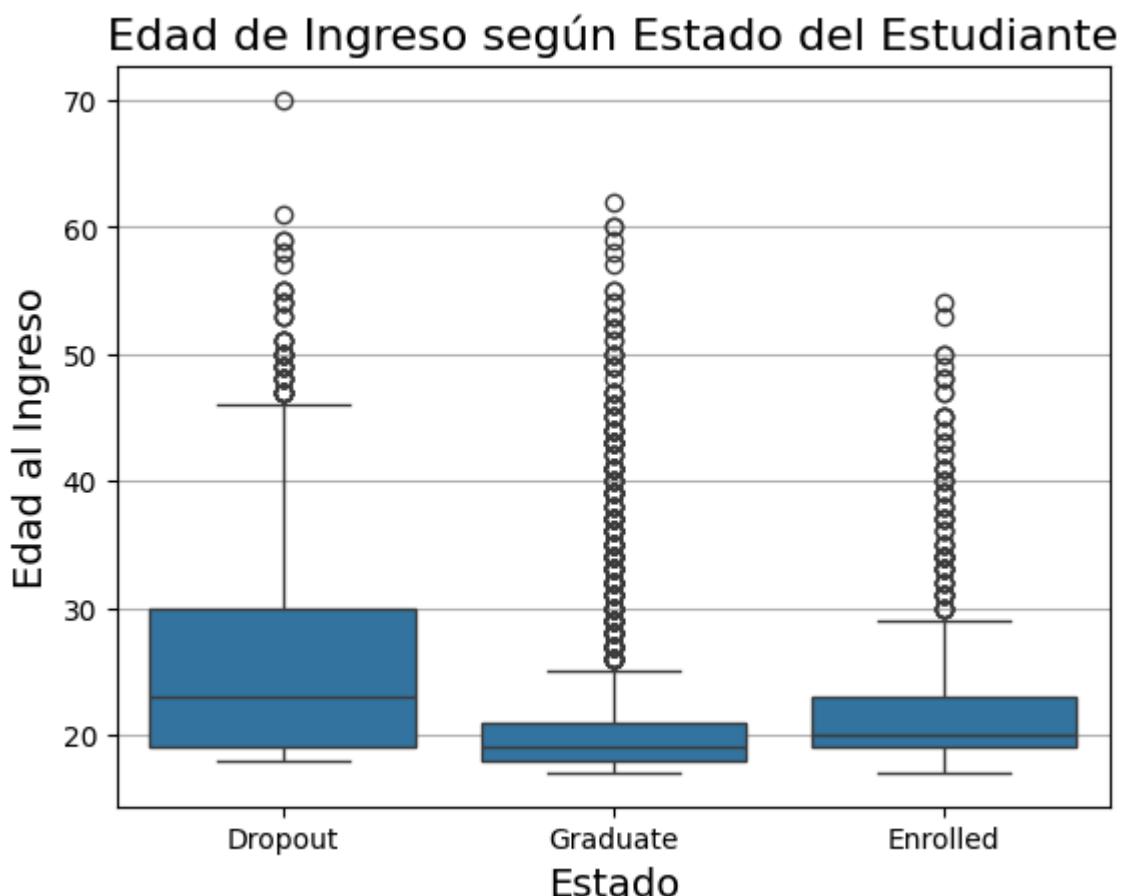
barreras económicas (3% vs 29%), las deudas parecen reflejar el nivel de compromiso del estudiante. Son factores económicos con mecanismos diferentes:

- Becas = Factor PROTECTOR (reduce abandono 26pp)
- Deudas = Indicador de COMPROMISO (asociado a 18pp menos abandono)

5. IMPLICACIÓN PRÁCTICA: La presencia de deudas NO debe interpretarse como factor de riesgo de abandono. Sin embargo, esto NO implica que las políticas de endeudamiento estudiantil sean deseables - las becas siguen siendo la estrategia más efectiva y ética para retención estudiantil.
6. CONTEXTO CUANTITATIVO: Solo el 11.37% de los estudiantes tiene deudas, lo que confirma que acumular deudas requiere permanencia en el sistema. La mayoría (88.63%) no tiene deudas, incluyendo tanto a estudiantes becados como a aquellos que abandonan tempranamente antes de incurrir en costos significativos.
7. GRUPO DE ALTO RIESGO IDENTIFICADO: El perfil de mayor riesgo no es el estudiante con deudas (7% abandono), sino aquel sin beca y sin deudas, que probablemente enfrenta barreras económicas y abandona en las primeras etapas sin invertir financieramente en su educación.
- ...

In [66]: # Gráfico 8: Edad al Ingreso vs Abandono

```
sns.boxplot(data=df, x='Target', y='Age at enrollment')
plt.title("Edad de Ingreso según Estado del Estudiante", fontsize=16)
plt.xlabel("Estado", fontsize=14)
plt.ylabel("Edad al Ingreso", fontsize=14)
plt.grid(axis='y')
plt.show()
```



```
In [67]: # Estadísticas
stats_edad = df.groupby('Target')['Age at enrollment'].describe()
print(stats_edad)

# IQR
IQR_edad = stats_edad['75%'] - stats_edad['25%']
print("\nRango Intercuartil:")
print(IQR_edad)
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Target								
Dropout	1421.0	26.068966	8.704024	18.0	19.0	23.0	30.0	70.0
Enrolled	794.0	22.369018	6.302672	17.0	19.0	20.0	23.0	54.0
Graduate	2209.0	21.783612	6.693218	17.0	18.0	19.0	21.0	62.0

Rango Intercuartil:

Target	IQR
Dropout	11.0
Enrolled	4.0
Graduate	3.0

dtype: float64

```
In [ ]: ...
FACTOR DEMOGRÁFICO - EDAD AL INGRESO:
```

1. DIFERENCIA SIGNIFICATIVA: Los estudiantes que abandonan ingresan en promedio 4 años mayores que los que se gradúan (26 vs 22 años, mediana 23 vs 19). La edad es un predictor relevante de abandono.
2. PERFIL DE ÉXITO HOMOGÉNEO: Los graduados muestran un perfil muy consistente (IQR=3): típicamente ingresan entre 18-21 años, recién egresados de educación secundaria, sin interrupciones educativas.
3. ESTUDIANTE NO TRADICIONAL EN RIESGO: Los estudiantes que ingresan con 25+ años tienen mayor riesgo de abandono, probablemente debido a responsabilidades laborales, familiares y económicas que compiten con los estudios.
4. VARIABILIDAD ALTA EN DROPOUT: El grupo que abandona muestra alta heterogeneidad (IQR=11), incluyendo tanto jóvenes con bajo rendimiento como adultos mayores con limitaciones de tiempo/recursos.
5. IMPLICACIÓN PRÁCTICA: Los estudiantes no tradicionales (>23 años) requieren apoyos diferenciados: horarios flexibles, modalidades semipresenciales, servicios de guardería, o programas acelerados que reconozcan su experiencia laboral.

Conclusión: La edad es relevante pero MENOS determinante que becas y rendimiento académico.

...

```
In [68]: ...
''' Variables numéricas relevantes para el análisis
'''

variables_numericas = [
    'Age at enrollment',
    'Previous qualification (grade)',
    'Curricular units 1st sem (enrolled)',
    'Curricular units 1st sem (approved)',
    'Curricular units 1st sem (grade)',
    'Curricular units 2nd sem (enrolled)',
```

```
'Curricular units 2nd sem (approved)',  
'Curricular units 2nd sem (grade)',  
'Scholarship holder',  
'Debtor',  
'Unemployment rate',  
'Inflation rate',  
'GDP'  
]
```

```
In [69]: # Calcular matriz de correlación  
correlacion = df[variables_numericas].corr()  
  
# Ver la matriz (opcional, para verificar)  
print(correlacion)
```

	Age at enrollment \
Age at enrollment	1.000000
Previous qualification (grade)	-0.111377
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.141327
Curricular units 1st sem (approved)	-0.053405
Curricular units 1st sem (grade)	-0.156616
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.085914
Curricular units 2nd sem (approved)	-0.112052
Curricular units 2nd sem (grade)	-0.173419
Scholarship holder	-0.189917
Debtor	0.098793
Unemployment rate	0.025018
Inflation rate	0.025377
GDP	-0.064678
 Previous qualification (grade) \	
Age at enrollment	-0.111377
Previous qualification (grade)	1.000000
Curricular units 1st sem (enrolled)	-0.029169
Curricular units 1st sem (approved)	0.048410
Curricular units 1st sem (grade)	0.059438
Curricular units 2nd sem (enrolled)	-0.031649
Curricular units 2nd sem (approved)	0.050263
Curricular units 2nd sem (grade)	0.053239
Scholarship holder	0.055965
Debtor	-0.037507
Unemployment rate	0.045222
Inflation rate	0.018710
GDP	-0.052620
 Curricular units 1st sem (enrolled) \	
Age at enrollment	0.141327
Previous qualification (grade)	-0.029169
Curricular units 1st sem (enrolled)	1.000000
Curricular units 1st sem (approved)	0.769083
Curricular units 1st sem (grade)	0.376996
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.942627
Curricular units 2nd sem (approved)	0.673341
Curricular units 2nd sem (grade)	0.361959
Scholarship holder	-0.004927
Debtor	-0.010652
Unemployment rate	0.038404
Inflation rate	0.036758
GDP	-0.026262
 Curricular units 1st sem (approved) \	
Age at enrollment	-0.053405
Previous qualification (grade)	0.048410
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.769083
Curricular units 1st sem (approved)	1.000000
Curricular units 1st sem (grade)	0.696113
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.733772
Curricular units 2nd sem (approved)	0.904002
Curricular units 2nd sem (grade)	0.685560
Scholarship holder	0.153772
Debtor	-0.106657
Unemployment rate	0.051286
Inflation rate	-0.007114
GDP	0.018459

	Curricular units 1st sem (grade) \
Age at enrollment	-0.156616
Previous qualification (grade)	0.059438
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.376996
Curricular units 1st sem (approved)	0.696113
Curricular units 1st sem (grade)	1.000000
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.406167
Curricular units 2nd sem (approved)	0.673335
Curricular units 2nd sem (grade)	0.837170
Scholarship holder	0.168324
Debtor	-0.104170
Unemployment rate	0.014821
Inflation rate	-0.033904
GDP	0.054801

	Curricular units 2nd sem (enrolled) \
Age at enrollment	0.085914
Previous qualification (grade)	-0.031649
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.942627
Curricular units 1st sem (approved)	0.733772
Curricular units 1st sem (grade)	0.406167
Curricular units 2nd sem (enrolled)	1.000000
Curricular units 2nd sem (approved)	0.703258
Curricular units 2nd sem (grade)	0.395135
Scholarship holder	0.026416
Debtor	-0.029436
Unemployment rate	0.064436
Inflation rate	0.016844
GDP	-0.007592

	Curricular units 2nd sem (approved) \
Age at enrollment	-0.112052
Previous qualification (grade)	0.050263
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.673341
Curricular units 1st sem (approved)	0.904002
Curricular units 1st sem (grade)	0.673335
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.703258
Curricular units 2nd sem (approved)	1.000000
Curricular units 2nd sem (grade)	0.760804
Scholarship holder	0.202704
Debtor	-0.146977
Unemployment rate	0.048805
Inflation rate	-0.024566
GDP	0.022427

	Curricular units 2nd sem (grade) \
Age at enrollment	-0.173419
Previous qualification (grade)	0.053239
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.361959
Curricular units 1st sem (approved)	0.685560
Curricular units 1st sem (grade)	0.837170
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.395135
Curricular units 2nd sem (approved)	0.760804
Curricular units 2nd sem (grade)	1.000000
Scholarship holder	0.181227
Debtor	-0.139424
Unemployment rate	0.001462
Inflation rate	-0.038166
GDP	0.071269

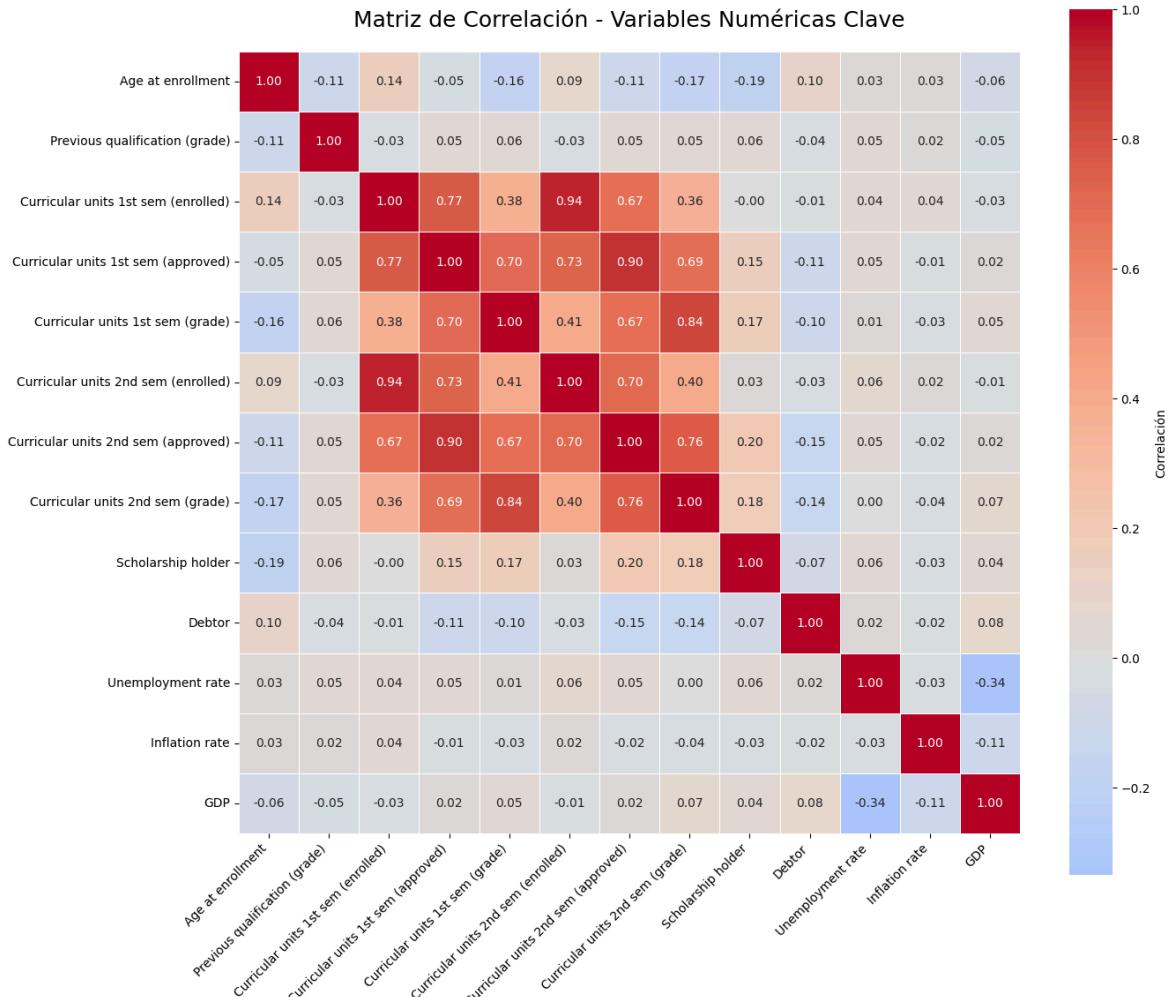
	Scholarship holder	Debtor	\
Age at enrollment	-0.189917	0.098793	
Previous qualification (grade)	0.055965	-0.037507	
Curricular units 1st sem (enrolled)	-0.004927	-0.010652	
Curricular units 1st sem (approved)	0.153772	-0.106657	
Curricular units 1st sem (grade)	0.168324	-0.104170	
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.026416	-0.029436	
Curricular units 2nd sem (approved)	0.202704	-0.146977	
Curricular units 2nd sem (grade)	0.181227	-0.139424	
Scholarship holder	1.000000	-0.067489	
Debtor	-0.067489	1.000000	
Unemployment rate	0.055152	0.021128	
Inflation rate	-0.031104	-0.021888	
GDP	0.035650	0.075050	
	Unemployment rate	Inflation rate	\
Age at enrollment	0.025018	0.025377	
Previous qualification (grade)	0.045222	0.018710	
Curricular units 1st sem (enrolled)	0.038404	0.036758	
Curricular units 1st sem (approved)	0.051286	-0.007114	
Curricular units 1st sem (grade)	0.014821	-0.033904	
Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.064436	0.016844	
Curricular units 2nd sem (approved)	0.048805	-0.024566	
Curricular units 2nd sem (grade)	0.001462	-0.038166	
Scholarship holder	0.055152	-0.031104	
Debtor	0.021128	-0.021888	
Unemployment rate	1.000000	-0.028885	
Inflation rate	-0.028885	1.000000	
GDP	-0.335178	-0.112295	
	GDP		
Age at enrollment	-0.064678		
Previous qualification (grade)	-0.052620		
Curricular units 1st sem (enrolled)	-0.026262		
Curricular units 1st sem (approved)	0.018459		
Curricular units 1st sem (grade)	0.054801		
Curricular units 2nd sem (enrolled)	-0.007592		
Curricular units 2nd sem (approved)	0.022427		
Curricular units 2nd sem (grade)	0.071269		
Scholarship holder	0.035650		
Debtor	0.075050		
Unemployment rate	-0.335178		
Inflation rate	-0.112295		
GDP	1.000000		

```
In [71]: # Crear figura con buen tamaño
plt.figure(figsize=(14, 12))

# Crear heatmap
sns.heatmap(correlacion,
             annot=True,           # Mostrar valores numéricos
             fmt='.2f',            # Formato: 2 decimales
             cmap='coolwarm',      # Paleta de colores (rojo=positivo, azul=negativo)
             center=0,             # Centro en 0
             square=True,          # Celdas cuadradas
             linewidths=0.5,        # Líneas entre celdas
             cbar_kws={'label': 'Correlación'}) # Etiqueta de barra de color

plt.title("Matriz de Correlación - Variables Numéricas Clave", fontsize=18, pad=10)
plt.xticks(rotation=45, ha='right', fontsize=10) # Rotar etiquetas X
```

```
plt.yticks(fontsize=10)
plt.tight_layout()
plt.show()
```



```
In [ ]: # Crear máscara para la diagonal y duplicados
import numpy as np
mask = np.triu(np.ones_like(correlacion, dtype=bool))

# Filtrar valores
corr_sin_diagonal = correlacion.where(~mask)

# Encontrar las 10 correlaciones más fuertes
corr_ordenadas = corr_sin_diagonal.abs().unstack().sort_values(ascending=False)
print("Top 10 Correlaciones más Fuertes:")
print(corr_ordenadas.head(10))
```

Top 10 Correlaciones más Fuertes:

Curricular units 1st sem (enrolled) 627	Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.942
Curricular units 1st sem (approved) 002	Curricular units 2nd sem (approved)	0.904
Curricular units 1st sem (grade) 170	Curricular units 2nd sem (grade)	0.837
Curricular units 1st sem (enrolled) 083	Curricular units 1st sem (approved)	0.769
Curricular units 2nd sem (approved) 804	Curricular units 2nd sem (grade)	0.760
Curricular units 1st sem (approved) 772	Curricular units 2nd sem (enrolled)	0.733
Curricular units 2nd sem (enrolled) 258	Curricular units 2nd sem (approved)	0.703
Curricular units 1st sem (approved) 113	Curricular units 1st sem (grade)	0.696
	Curricular units 2nd sem (grade)	0.685
560		
Curricular units 1st sem (enrolled) 341	Curricular units 2nd sem (approved)	0.673

dtype: float64

In [ ]:

...

#### HALLAZGOS DE LA MATRIZ DE CORRELACIÓN:

1. PREDICCIÓN PERFECTA: Las correlaciones más fuertes (0.84-0.94) son todas entre variables académicas del 1er y 2do semestre. Esto CONFIRMA que el rendimiento del 1er semestre predice casi perfectamente el 2do semestre.

2. CONSISTENCIA ACADÉMICA: Los estudiantes mantienen patrones estables:

- Materias aprobadas 1er→2do:  $r=0.90$
- Calificaciones 1er→2do:  $r=0.84$

Los buenos estudiantes siguen siendo buenos; los que luchan siguen luchando.

#### 3. AUSENCIA DE CORRELACIONES FUERTES CON FACTORES NO ACADÉMICOS:

Becas, edad y deudas NO muestran correlaciones lineales fuertes con rendimiento. Esto sugiere que actúan como:

- Facilitadores/barreras (becas)
- Factores de contexto (edad, responsabilidades)
- Indicadores indirectos (deudas = compromiso)

Más que como predictores directos del desempeño.

#### 4. IMPLICACIÓN CRÍTICA:

El sistema de alerta temprana debe enfocarse EXCLUSIVAMENTE en el rendimiento del 1er semestre. Los factores socioeconómicos y demográficos sirven para identificar estudiantes que necesitan APOYO PREVENTIVO, pero el rendimiento académico temprano es el indicador definitivo.

..

In [ ]: