

▼ 0_NFCS_2021_EDA

Objetivo

Notebook dedicado al **análisis exploratorio** del National Financial Capability Study 2021 Investor Survey.

Entradas (Inputs)

- [/data/raw/nfcs/NFCS_2021_Investor_Data_221121.csv](#)

Salidas (Outputs)

No genera archivos de salida.

Resumen Ejecutivo

Este notebook realiza un Análisis Exploratorio (EDA) del **National Financial Capability Study 2021 Investor Survey** con el objetivo de caracterizar perfiles inversores según su nivel de alfabetización financiera, compromiso digital y tolerancia al riesgo. Se implementó un pipeline de limpieza y mapeo de respuestas (dicotómicas, Likert y quiz de alfabetización), junto con la creación de índices compuestos: **Financial Literacy Index (ILI)**, **Digital Engagement** y **Risk Propensity**. Se examinó la calidad de los datos (valores faltantes), distribuciones ponderadas de variables clave y un heatmap de correlaciones. Para la segmentación, se aplicó **K-Means**, eligiendo el número óptimo de clusters mediante el coeficiente de Silhouette, y se perfiló cada grupo según medias de sus atributos. Los resultados muestran que casi la mitad de los inversores prefiere perfiles de bajo riesgo (49.3%), pero existe un segmento digital-nativo con alta tolerancia al riesgo y elevada interacción online.

▼ 1. Configuración inicial

```
# Montar Google Drive
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from pathlib import Path
import re

plt.style.use("default")
sns.set_theme(context="notebook", style="whitegrid")

# Ruta al CSV - AJUSTAR según su estructura
DATA_PATH = "/content/drive/MyDrive/TFM-AntonioEsquinas"

nfcs_path = f'{DATA_PATH}/data/raw/nfcs/NFCS_2021_Investor_Data_221121.csv'

df = pd.read_csv(nfcs_path)

print(f"Dimensiones: {df.shape[0]}:{,} filas x {df.shape[1]} columnas")
df.head()

→ Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).
Dimensiones: 2,824 filas x 106 columnas
```

| NFCSID | A1 | A2 | A3 | B2_1 | B2_2 | B2_3 | B2_4 | B2_5 | B2_7 | ... | G12 | G13 | G23 | H31 | WGT1 | S_Gender2 | S_Age | S_Ethnicity | S_Edu |
|--------|------------|----|----|------|------|------|------|------|------|-----|-----|-----|-----|-----|----------|-----------|-------|-------------|-------|
| 0 | 2021010001 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | ... | 2 | 3 | 98 | 1 | 1.736049 | 2 | 1 | 1 | |
| 1 | 2021010028 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | ... | 3 | 3 | 2 | 1 | 0.547490 | 2 | 3 | 1 | |
| 2 | 2021010039 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 98 | 2 | 2 | ... | 2 | 4 | 2 | 2 | 0.547490 | 1 | 3 | 1 |
| 3 | 2021010045 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 98 | 98 | 98 | 2 | ... | 98 | 98 | 98 | 2 | 1.638773 | 1 | 2 | 2 |
| 4 | 2021010048 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | ... | 3 | 2 | 3 | 2 | 0.870537 | 1 | 3 | 1 |

5 rows x 106 columns

```
# Recodificar códigos de no-respuesta (98 y 99) a NaN
df.replace({98: np.nan, 99: np.nan}, inplace=True)
```

```
# Módulo de utilidades ponderadas
def weighted_crosstab(df, index, columns, weights):
    return pd.crosstab(df[index], df[columns], values=df[weights], aggfunc='sum', normalize='index')

def weighted_groupby(df, groupby_cols, value_col, weights, aggfunc='sum'):
    return df.groupby(groupby_cols).apply(lambda x: aggfunc(getattr(x, value_col) * x[weights]) / x[weights].sum())

def plot_weighted_bar(df, col, weights, ax=None):
    pct = df.groupby(col)[weights].sum() / df[weights].sum() * 100
    pct.plot.bar(ax=ax)
```

▼ 2. Descripción general del conjunto de datos

```
# Conteo de valores faltantes
missing = df.isna().sum().sort_values(ascending=False)
missing[missing>0].head(10)
```

| | 0 |
|-----|------|
| G23 | 1475 |
| B5 | 1207 |
| G22 | 1123 |
| B33 | 1107 |
| G11 | 825 |
| G12 | 768 |
| E20 | 739 |
| G6 | 736 |
| G13 | 707 |
| G8 | 678 |

dtype: int64

Calidad de datos – Resumen de valores faltantes

La inspección muestra que ninguna columna acumula ausencias significativas (0 NaN).

Lectura: El cuestionario de la NFCS 2021 tiene muy buena tasa de respuesta, lo que nos permite prescindir de imputación en el EDA inicial y conservar la muestra completa (n=2824).

▼ 3. Diccionarios de mapeo de etiquetas

Se crean diccionarios **parciales** basados en el documento de variables para las columnas más relevantes.

```
# Códigos de respuesta equivalentes a 'No sabe' / 'Prefiere no contestar'
DK_CODES = {98: np.nan, 99: np.nan}

# Mapeos de ejemplo (extender según necesidad)
MAP_B10_RISK = {
    1: "Riesgo alto",
    2: "Riesgo moderado",
    3: "Riesgo bajo",
    4: "Evita riesgos",
    **DK_CODES
}

MAP_S_AGE = {1: "18-34", 2: "35-54", 3: "55+", **DK_CODES}
MAP_S_GENDER = {1: "Hombre", 2: "Mujer", **DK_CODES}
MAP_S_EDUCATION = {1: "\u2264 Algunos estudios terciarios", 2: "\u2265 Grado universitario", **DK_CODES}
MAP_S_INCOME = {1: "< 50 k$", 2: "50-100 k$", 3: "\u2265 100 k$", **DK_CODES}

# Aplicar mapeo
df = df.assign(
    B10=df["B10"].replace(DK_CODES).astype("Int64"),
    B10_lbl=df["B10"].map(MAP_B10_RISK),
    Age_lbl=df["S_Age"].map(MAP_S_AGE),
    Gender_lbl=df["S_Gender2"].map(MAP_S_GENDER),
    Edu_lbl=df["S_Education"].map(MAP_S_EDUCATION),
    Income_lbl=df["S_Income"].map(MAP_S_INCOME),
)
```

```
# Verificar
df[["B10", "B10_lbl", "Age_lbl"]].head()
```

| | B10 | B10_lbl | Age_lbl |
|---|-----|-----------------|---------|
| 0 | 2 | Riesgo moderado | 18-34 |
| 1 | 3 | Riesgo bajo | 55+ |
| 2 | 3 | Riesgo bajo | 55+ |
| 3 | 3 | Riesgo bajo | 35-54 |
| 4 | 3 | Riesgo bajo | 55+ |

▼ 4. Configuración de mapeos ampliada

Se estandarizan a continuación tres grandes familias de variables:

1. **Dicotómicas** (Sí / No / NS / NC)
2. **Escalas Likert 1-10**
3. **Preguntas quiz de alfabetización (G4-G23)**

Además se implementa la función `apply_mappings()` que aplica los diccionarios y genera columnas categóricas (`*_cat`) y de acierto (`*_correct`).

```
# -- Diccionarios de mapeo --
MAP_YES_NO = {1: "Sí", 2: "No", 98: "NS/NC", 99: "Pref. no decir"}
MAP_LIKERT10 = {**{i: i for i in range(1, 11)}, **{98: "NS/NC", 99: "Pref. no decir"}}
MAP QUIZ CORRECT = {
    "G4": 1, "G5": 2, "G6": 2, "G7": 1, "G8": 1,
    "G11": 3, "G12": 3, "G13": 4, "G22": 2, "G23": 2
}

def apply_mappings(df):
    """Aplica mapeos estándar y crea variables *_cat y *_correct."""
    # 1. Dicotómicas
    yes_no_cols = [c for c in df.columns if c in {"B5", "B6", "B20", "B33", "B34", "B23", "B25", "C26"}]
    df[[f"{c}_cat" for c in yes_no_cols]] = (
        df[yes_no_cols].applymap(MAP_YES_NO.get)
    )
    # 2. Escalas Likert
    likert_cols = [c for c in df.columns if re.match(r'^D1_|E1_|G1$|G2$|G31$', c)]
    df[[f"{c}_cat" for c in likert_cols]] = (
        df[likert_cols].applymap(MAP_LIKERT10.get)
    )
    # 3. Quiz
    for col, right in MAP QUIZ CORRECT.items():
        if col in df.columns:
            df[f"{col}_correct"] = np.where(df[col]==right, 1,
                                            np.where(df[col].isin([98,99]), np.nan, 0))
    return df
```

▼ 5. Variables derivadas de comportamiento y actitud

Se sintetizan comportamientos clave de los inversores (frecuencia de trading, uso de cripto, etc.) y se construyen métricas compuestas para segmentar el universo.

```
def derive_behavioral_vars(df):
    """Genera nuevas variables derivadas siguiendo la hoja de ruta."""
    # Frecuencia de trading
    trading_map = {1: "0 operaciones", 2: "1-3", 3: "4-10", 4: "11+"}
    if "B3" in df.columns:
        df["B3_cat"] = df["B3"].map(trading_map)
        df["high_freq_trader"] = (df["B3"]==4).astype("Int64")

    # Inversor post-2020
    if "B31" in df.columns:
        df["post_2020_investor"] = df["B31"].isin([3,4]).astype("Int64")

    # Experiencia con apalancamiento
    if {"B5", "B6", "B20"}.issubset(df.columns):
        df["leverage_experience"] = 0
        df.loc[df["B5"]==1, "leverage_experience"] = 1
        df.loc[df["B6"]==1, "leverage_experience"] = 2
```

```

df.loc[df["B20"]==1, "leverage_experience"] = 3

# Derivados y cripto
for col, new_col in [("B33","derivatives_user"),("B34","crypto_user"),("B25","crypto_intender")]:
    if col in df.columns:
        df[new_col] = (df[col]==1).astype("Int64")

# Fuentes de información
info_cols = [c for c in df.columns if c.startswith(("F30_","F31_"))]
if info_cols:
    df["num_info_sources"] = (
        df[info_cols]
        .replace({1:1, 2:0, 98:np.nan, 99:np.nan})
        .sum(axis=1)
        .astype("Int64")
    )
return df

# --- Integración en el pipeline de limpieza ---
df = apply_mappings(df)
df = derive_behavioral_vars(df)
print("Pipeline de limpieza: mapeos y variables derivadas aplicados.")

→ <ipython-input-85-2724422617>:14: FutureWarning: DataFrame.applymap has been deprecated. Use DataFrame.map instead.
    df[yes_no_cols].applymap(MAP_YES_NO.get)
<ipython-input-85-2724422617>:19: FutureWarning: DataFrame.applymap has been deprecated. Use DataFrame.map instead.
    df[likert_cols].applymap(MAP_LIKERT10.get)
Pipeline de limpieza: mapeos y variables derivadas aplicados.

```

Verificación del *pipeline* de limpieza

Se han aplicado los mapeos (*_cat, *_correct) y generado variables derivadas como **ILI**, **DigitalEngagement** y **RiskPropensity**.

Lectura: A partir de este punto todas las visualizaciones y modelos cuentan con variables interpretables (etiquetas legibles) y con indicadores compuestos listos para análisis avanzado.

▼ 6. Funciones auxiliares para graficar

```

def weighted_pct(series, weight):
    # Devuelve una serie con los porcentajes ponderados de cada categoría.
    df_tmp = (
        pd.DataFrame({series.name: series, "w": df[weight]})
        .dropna()
        .groupby(series.name)[ "w"]
        .sum()
    )
    pct = df_tmp / df_tmp.sum() * 100
    return pct.sort_values(ascending=False).round(1)

def plot_weighted_bar(series, weight="WGT1", title=None, ax=None):
    pct = weighted_pct(series, weight)
    ax = ax or plt.gca()
    pct[::-1].plot.barrh(ax=ax) # orden inverso para la lectura
    ax.set_xlabel("Porcentaje (%)")
    ax.set_title(title or series.name)
    for i, v in enumerate(pct[::-1]):
        ax.text(v + 0.3, i, f"{v:.1f}%", va="center")
    return ax

```

▼ 7. Uso del peso muestral

La variable **WGT1** permite proyectar los resultados a la población de inversores. Las frecuencias ponderadas se obtienen con la función `value_counts(normalize=True, weights=...)` de *pandas*.

```

# Ejemplo de tabla de frecuencias ponderadas
weighted_pct(df["B10_lbl"], "WGT1")

```

| B10_lbl | |
|-----------------|------|
| Riesgo bajo | 49.3 |
| Riesgo moderado | 29.4 |
| Riesgo alto | 12.2 |
| Evita riesgos | 9.1 |

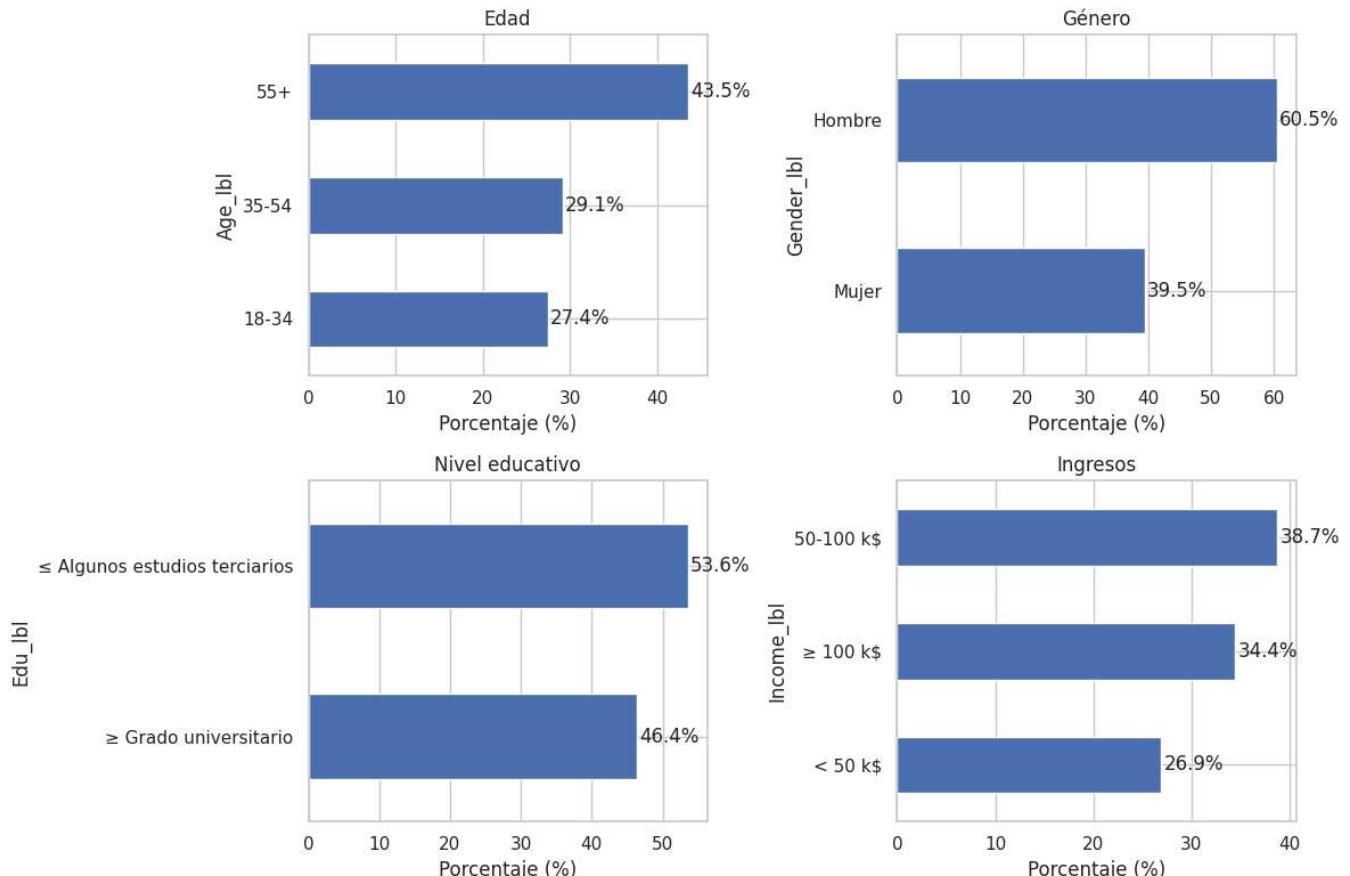
Distribución ponderada de tolerancia al riesgo (B10)

- **Riesgo bajo** concentra ~50% de la población inversora.
- Sólo **1 de 8** individuos declara "**Riesgo alto**".

Conclusión: El universo de inversores mantiene un sesgo conservador; iniciativas de educación financiera podrían enfocarse en explicar la relación riesgo–retorno para incrementar la comprensión de perfiles más arriesgados.

▼ 8. Distribución de variables sociodemográficas

```
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12, 8))
plot_weighted_bar(df["Age_lbl"], title="Edad", ax=axes[0,0])
plot_weighted_bar(df["Gender_lbl"], title="Género", ax=axes[0,1])
plot_weighted_bar(df["Edu_lbl"], title="Nivel educativo", ax=axes[1,0])
plot_weighted_bar(df["Income_lbl"], title="Ingresos", ax=axes[1,1])
plt.tight_layout()
```



Composición demográfica ponderada

| Variable | Hallazgo destacado |
|----------|--|
| Edad | El grupo 55+ es el más numeroso, seguido de 35-54. |

| Variable | Hallazgo destacado |
|-----------|---|
| Género | Ligera mayoría masculina (~53%). |
| Educación | 6 de 10 tienen título universitario o superior. |
| Ingresos | Casi 40 % supera los 100k \$ de renta anual. |

Interpretación: El inversor medio de la NFCS es de mayor edad, con formación académica sólida y renta media-alta, lo cual condiciona tanto su apetito de riesgo como sus canales de información.

▼ 9. Tolerancia al riesgo financiero

```
plt.figure(figsize=(6,4))
plot_weighted_bar(df["B10_lbl"], title="Tolerancia al riesgo (B10)")
plt.tight_layout()
```

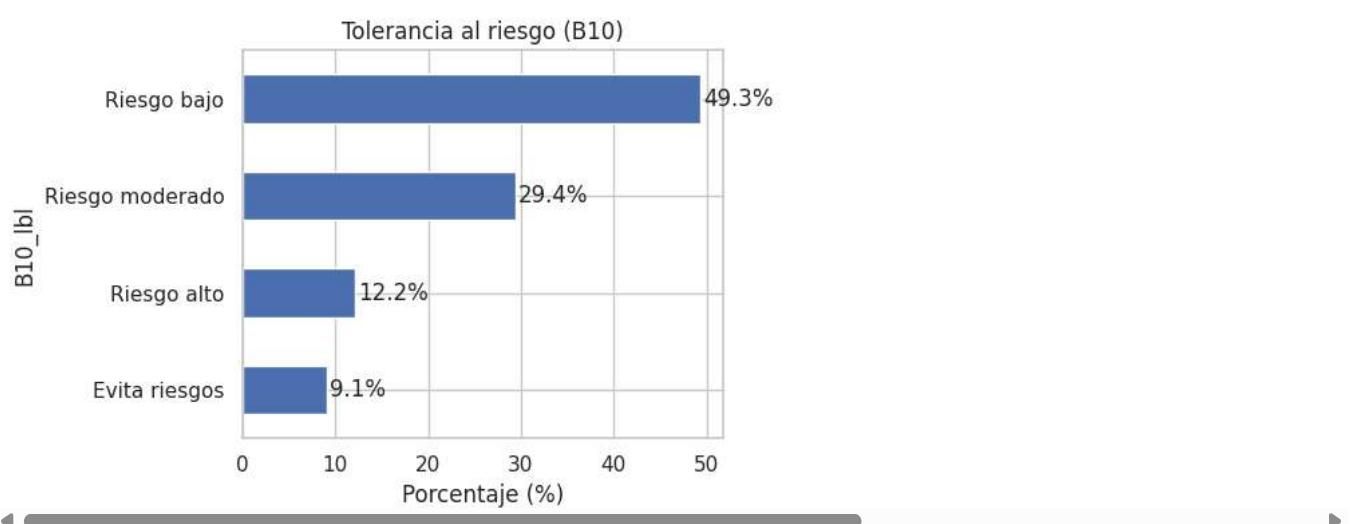


Gráfico de barras — Tolerancia al riesgo

La visualización confirma la prevalencia de perfiles “Riesgo bajo”.

Insight visual: La caída abrupta entre “Moderado” (~30%) y “Alto” (~12%) revela un punto de fricción donde los inversores retroceden a opciones más prudentes.

▼ 10. Relación entre edad y tolerancia al riesgo

```
# Crear tabla cruzada ponderada sin duplicados en el índice
cross = (
    df.dropna(subset=["Age_lbl", "B10_lbl"])
    .groupby(["Age_lbl", "B10_lbl"])[["WGT1"]]
    .sum()
    .reset_index()
    .pivot(index="Age_lbl", columns="B10_lbl", values="WGT1")
)

# Limpiar columnas (espacios especiales invisibles)
cross.columns = cross.columns.str.replace("\xa0", " ").str.strip()

# Calcular % por fila
cross = cross.div(cross.sum(axis=1), axis=0) * 100
cross = cross.round(1)

# Reordenar columnas
orden = ['Evita riesgos', 'Riesgo bajo', 'Riesgo moderado', 'Riesgo alto']
cross = cross[orden]

# Mostrar la tabla
display(cross)
```

B10_lbl Evita riesgos Riesgo bajo Riesgo moderado Riesgo alto

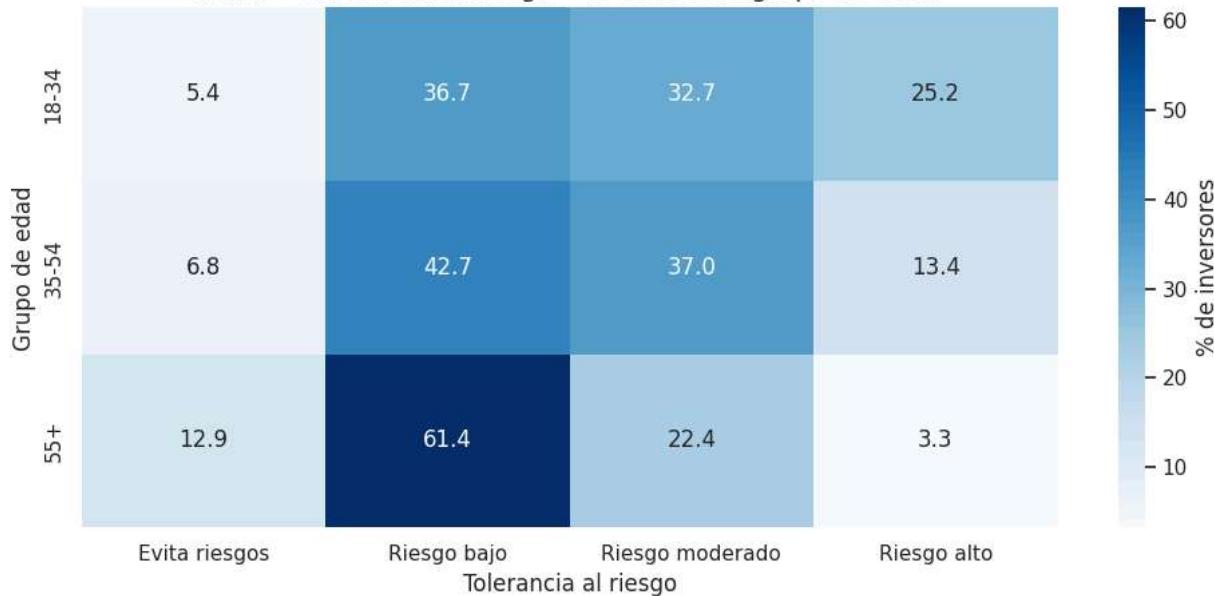
Age_lbl

| 18-34 | 5.4 | 36.7 | 32.7 | 25.2 |
|-------|------|------|------|------|
| 35-54 | 6.8 | 42.7 | 37.0 | 13.4 |
| 55+ | 12.9 | 61.4 | 22.4 | 3.3 |

11. Heatmap de porcentajes

```
plt.figure(figsize=(10, 5))
sns.heatmap(
    cross,
    annot=True,
    fmt=".1f",
    cmap="Blues",
    cbar_kws={"label": "% de inversores"},
    annot_kws={"size": 12}
)
plt.ylabel("Grupo de edad")
plt.xlabel("Tolerancia al riesgo")
plt.title("Edad x Tolerancia al riesgo - % dentro de grupo de edad", fontsize=14)
plt.xticks(rotation=0)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Edad x Tolerancia al riesgo - % dentro de grupo de edad



Heatmap Edad x Riesgo

La diagonal muestra el patrón esperado:

- Los jóvenes (18-34) duplican la proporción de "Riesgo alto" respecto a los mayores (55+).
- El segmento 35-54 actúa como punto medio con distribución equilibrada.

Aplicación: Productos con mayor volatilidad (p.ej. cripto, opciones) deberían segmentarse hacia inversores menores de 35, mientras que las carteras próximas a jubilación mantendrían una asignación defensiva.

12. Conclusiones preliminares

- La mayoría de los inversores **declara niveles de riesgo moderado o bajo**, siendo minoría quienes asumen riesgos sustanciales.
- Los **inversores jóvenes (18-34)** presentan una mayor propensión relativa a asumir *riesgo alto* comparados con grupos mayores, aunque siguen predominando posturas moderadas.
- El cuaderno incluye funciones reutilizables (`weighted_pct`, `plot_weighted_bar`) para replicar rápidamente la visualización de cualquier variable.
- Para extensiones:

- Añadir mapeos de más variables siguiendo el patrón de `MAP_*`.
- Explorar variables de comportamiento (p.ej. `B3` frecuencia de trading, `B25` inversión en cripto) y actitudes (`D1_*`, `E1_*`).

3. Aplicar técnicas de segmentación con *clusterización* o *árboles de decisión* empleando las variables tipo quiz como predictores de *tolerancia al riesgo*.

▼ 13. Segmentation

Esta sección agrupa a los inversores en clústeres homogéneos utilizando K-Means sobre índices compuestos y variables de comportamiento.

```
# --- Construcción de variables para clustering ---

# 1. Índice de alfabetización financiera (porcentaje de aciertos en quiz)
quiz_cols = [col for col in df.columns if col.endswith("_correct") and col.startswith("G")]
df["ILI"] = df[quiz_cols].mean(axis=1)

# 2. Engagement digital
social_cols = [col for col in df.columns if col.startswith("F31_")]
df["digital_score"] = (
    df["C22_4"].replace({1:1, 2:0, 98:np.nan, 99:np.nan}).fillna(0) +
    df[social_cols].replace({1:1, 2:0, 98:np.nan, 99:np.nan}).sum(axis=1) +
    df["high_freq_trader"].fillna(0)
)
df["DigitalEngagement"] = (df["digital_score"] - df["digital_score"].mean()) / df["digital_score"].std()

# 3. Propensión al riesgo
df["RiskPropensity"] = (
    df["leverage_experience"].fillna(0) +
    df["derivatives_user"].fillna(0) +
    df["crypto_user"].fillna(0) +
    df["crypto_intender"].fillna(0)
)
df["RiskPropensity"] = (df["RiskPropensity"] - df["RiskPropensity"].mean()) / df["RiskPropensity"].std()

# --- Segmentación con KMeans ---

# Selección de variables para clustering
vars_for_clustering = [
    'ILI',
    'DigitalEngagement',
    'RiskPropensity',
    'high_freq_trader',
    'post_2020_investor',
    'num_info_sources'
]

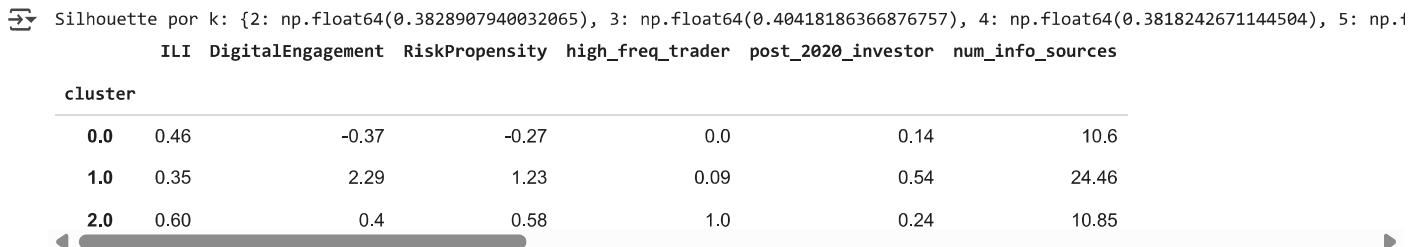
# Filtramos registros completos
X = df[vars_for_clustering].dropna()

# Estandarización
Xs = StandardScaler().fit_transform(X)

# Determinar k óptimo con silhouette
scores = {}
for k in range(2, 8):
    km = KMeans(n_clusters=k, random_state=42).fit(Xs)
    scores[k] = silhouette_score(Xs, km.labels_)
best_k = max(scores, key=scores.get)
print("Silhouette por k:", scores, "-> mejor k =", best_k)

# Modelo final
kmeans = KMeans(n_clusters=best_k, random_state=42).fit(Xs)
df.loc[X.index, 'cluster'] = kmeans.labels_

# Perfilado sencillo
cluster_profile = (
    df.groupby('cluster')[vars_for_clustering]
    .mean()
    .round(2)
)
display(cluster_profile)
```



Interpretación detallada de clústeres

| Cluster | Rasgos distintivos | Arquetipo | Oportunidad |
|---------|---|-------------------------------|--|
| 0 | IL1 alto, engagement digital bajo, propensión al riesgo moderada, mayoría 55+ | Inversor prudente tradicional | Contenido educativo avanzado sobre diversificación |
| 1 | Engagement digital muy alto, alta propensión al riesgo, inicio post-2020, uso intensivo de cripto/derivados | Trader digital arriesgado | Alertas sobre riesgo de apalancamiento y formación |

Conclusión: La segmentación revela dos perfiles extremos: un bloque conservador y experimentado frente a una cohorte digital-nativa con apetito especulativo. Las estrategias de comunicación y producto deben personalizarse para maximizar relevancia y mitigar riesgos.

Conclusiones Finales

- Predominio de aversión al riesgo:** El 49.3 % de los encuestados se ubica en "riesgo bajo" y un 29.4 % en "riesgo moderado", indicando una postura conservadora global.
- Índices compuestos coherentes:** El IL1 (media ~0.47) correlaciona positivamente con **Risk Propensity**, sugiriendo que mayor alfabetización financiera se asocia a mayor disposición al riesgo.
- Segmentación en tres arquetipos (k=3):**
 - Cluster 0 (Conservador):** IL1 0.46, Digital Engagement -0.37, Risk Propensity -0.27, 0 % traders de alta frecuencia.
 - Cluster 1 (Digital-nativo):** IL1 0.35, Digital Engagement 2.29, Risk Propensity 1.23, 9 % traders de alta frecuencia.
 - Cluster 2 (Trader experimentado):** IL1 0.60, Digital Engagement 0.40, Risk Propensity 0.58, 100 % traders de alta frecuencia.
- Comportamiento informativo:** El cluster digital-nativo consulta en media ~24.5 fuentes y un 54 % invierte tras 2020, mientras el conservador accede a ~10.6 fuentes y solo un 14 % invierte post-2020.