



Universidad de Valladolid

Facultad de Educación y Trabajo Social / Departamento de
Educación Física

TRABAJO DE FIN DE GRADO:

**RELACIÓN ENTRE LA ACTIVIDAD CORTICAL DE
ATRACCIÓN Y RECHAZO VISUALES Y LOS
ESTADOS DE ATRACCIÓN-RECHAZO HACIA
EXPLICACIONES CORPOREIZADAS: ESTUDIO A
PARTIR DE CLASIFICADOR DE SEÑALES EEG
CON RANDOM FOREST**

2024/2025

Presentado por Jairo Fernández Pérez para optar al Grado de
Educación Primaria por la Universidad de Valladolid
Tutelado por Alfonso Jorge García Monge

INDICE

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA
2. OBJETIVO
3. METODOLOGÍA
4. RESULTADOS
5. CONCLUSIONES
6. BIBLIOGRAFÍA
7. ANEXOS

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

Este trabajo se fundamenta en los principios de la Educación Corporeizada (Embodied Education), que destaca cómo el aprendizaje está intrínsecamente ligado a las experiencias corporales y sensoriales. Por un lado, las sensaciones de atracción o rechazo, evocadas mediante estímulos sensoriales (como imágenes, olores o sabores), subrayan que nuestras percepciones y emociones emergen de la interacción directa del cuerpo con el mundo. Estas experiencias sensoriales no solo influyen en cómo aprendemos, sino que también moldean nuestras actitudes hacia los conceptos presentados.

Por otro lado, este enfoque resalta el papel del cuerpo del docente en la transmisión del conocimiento. Los resultados esperados de este trabajo esperamos que muestren que los discursos narrativos, apoyados en gestos y expresiones corporales, deberían generar una mayor atracción emocional en los estudiantes. Ello reforzaría la idea de que el cuerpo es un medio poderoso para comunicar ideas abstractas, haciendo que el aprendizaje sea más accesible y significativo.

Si los clasificadores de atracción-rechazo basados en diferentes estímulos sensoriales clasifican bien la actitud de atracción - rechazo frente a discursos teóricos o discursos más basados en narrativas corporeizadas, nos estaría indicando el papel fundamental de la narración corporeizada en la enseñanza y que el aprendizaje se basa en procesos anclados en nuestra sensorialidad.

El papel de las emociones en el aprendizaje ha cobrado gran importancia en los últimos años, especialmente gracias a los avances en neurociencia y psicología cognitiva. Aprender no es solo un proceso intelectual, sino también profundamente emocional. Las emociones influyen en la forma en que las personas prestan atención, recuerdan la información y toman decisiones. No se trata únicamente de reconocer que el estudiante siente, sino de entender que lo que siente modifica activamente su capacidad para aprender. Como señala Calvo Moratilla (2022), mediante el análisis de señales eléctricas cerebrales es posible identificar estados emocionales como alegría, miedo o tristeza, lo que demuestra que estas emociones dejan una huella medible en el cerebro y que su gestión puede mejorar los procesos educativos. En este sentido, conocer nuestras emociones y aprender a regularlas es tan importante como adquirir conocimientos técnicos o conceptuales.

Este vínculo entre emoción y aprendizaje no es solo interno; también es corporal. El cuerpo y los sentidos son mediadores esenciales en la construcción del conocimiento. La experiencia emocional, lejos de estar aislada en la mente, se manifiesta a través de sensaciones físicas, movimientos y percepciones sensoriales que acompañan y condicionan el aprendizaje. La investigación en neurociencia afectiva ha demostrado que los estímulos que involucran múltiples sentidos —como sonidos, imágenes realistas o incluso tareas motoras— tienen una mayor capacidad de activar zonas cerebrales relacionadas con la motivación y el procesamiento emocional. Como afirman Sabu et al. (2022), “los estímulos multimodales o realistas parecen más potentes para generar asimetría alfa frontal que los estímulos unimodales”, lo que implica que el aprendizaje se ve beneficiado cuando se estimulan varios canales sensoriales de forma simultánea. En este marco, el cuerpo no es solo un soporte del aprendizaje, sino un actor principal que lo modela y lo transforma.

Si consideramos el papel activo del cuerpo en el aprendizaje, es imposible ignorar el impacto que tiene el uso del cuerpo por parte del docente en la transmisión del conocimiento. Aunque esta dimensión puede parecer secundaria, la ciencia demuestra que los gestos, las expresiones faciales y la entonación influyen profundamente en cómo se recibe la información. Los estudios sobre asimetría cerebral muestran que la forma en que se presentan los estímulos emocionales puede modificar la respuesta del cerebro del receptor. Harmon-Jones y Allen (1998) encontraron que incluso simples movimientos faciales de un solo lado del rostro pueden cambiar el patrón de actividad cerebral frontal y alterar el estado emocional. Si se extrapolara este dato al contexto educativo, se entiende que el uso consciente del cuerpo por parte del docente —su forma de moverse, mirar, hablar o señalar— es un recurso emocional y pedagógico que puede facilitar o bloquear el aprendizaje. Los docentes emocionalmente competentes no solo transmiten contenidos, sino que los “encarnan” a través de sus gestos, activando en el estudiante estados que favorecen la implicación, la atención y la comprensión.

Esta implicación emocional tiene raíces profundas en el comportamiento humano. Los estados emocionales no son meras reacciones pasajeras, sino que configuran patrones duraderos que influyen en cómo nos comportamos, tomamos decisiones o interactuamos con los demás. En el caso de la depresión, por ejemplo, se ha encontrado que las personas presentan una mayor actividad en el hemisferio derecho de la corteza prefrontal, lo que se asocia con emociones negativas y una actitud de retirada ante el entorno (Herrington et al., 2010). Estas diferencias cerebrales no son solo diagnósticas, sino que también ayudan a entender por qué ciertas personas aprenden con entusiasmo y otras lo hacen con resistencia. La emoción es el motor del comportamiento y, por tanto, del aprendizaje.

Este funcionamiento se articula a través de un principio central en neurociencia afectiva: el modelo de “approach-avoidance” o aproximación-evitación. Según este modelo, las emociones no solo nos hacen sentir, sino que nos impulsan a actuar. Cuando una persona se siente motivada positivamente hacia un estímulo o tarea, su cerebro activa de forma predominante el hemisferio izquierdo; cuando el estímulo genera miedo, ansiedad o rechazo, se activa el hemisferio derecho (Kelley et al., 2017). Esta diferencia no solo es observable en estudios clínicos, sino también en contextos de aprendizaje. Si un entorno educativo provoca emociones de interés, confianza o entusiasmo, se activa la motivación de aproximación, que predispone a participar y explorar. Si, por el contrario, el entorno genera vergüenza, aburrimiento o ansiedad, se activa la evitación, y con ella la desconexión del alumno. Por ello, conocer y aplicar el modelo de “approach-avoidance” permite diseñar estrategias pedagógicas que no solo transmitan información, sino que también cultiven emociones positivas que favorezcan el deseo de aprender.

En definitiva, aprender es un proceso integral donde el pensamiento, el cuerpo y la emoción actúan de forma interdependiente. Las emociones no son un “extra” del aprendizaje, sino su base invisible; el cuerpo no es un contenedor, sino un participante activo; y el docente no es solo una fuente de saber, sino un canal de experiencia emocional. Comprender y aplicar estos principios, respaldados por la investigación neurocientífica, permite construir experiencias educativas más humanas, eficaces y transformadoras.

2. OBJETIVO

Desarrollo y validación de un clasificador de señales electroencefalográficas para la discriminación de estados de atracción y rechazo ante estímulos visuales, y su aplicación en contextos académicos.

3. METODOLOGÍA

Registro: Se grabaron señales EEG de 6 participantes mientras experimentaba condiciones diseñadas para inducir "atracción" y "rechazo" viendo imágenes que favorezcan la atracción mediante mascotas de perros y bebés, y por la parte del rechazo con imágenes de animales muertos y operaciones de personas en curso. Los participantes son 4 chicos y 2 chicas de entre 21 y 23 años. Todos ellos han dado del consentimiento para realizar esta práctica.

Procedimiento de recogida de datos: se cita a los participantes en un sala insonorizada para recoger los datos, a los participantes se les solicitó 3-4 olores agradables y desagradables, en la sala había más variedades por si hacían falta más

datos. Se les ponía a los participantes un gorro (Emotive Flex de 32 canales con una frecuencia de muestreo de 128 Hz, de sensores de cloruro de plata y conductividad facilitada por gel, se comprobó la impedancia y se mantuvo en niveles bajos). Se hacía una toma de datos de 1:30 minutos ojos cerrados y otros 1:30 minutos ojos abiertos mirando a un punto fijo. Después se presentaron los estímulos de atracción y rechazo. En el caso de la vista, los estímulos fueron muy enfocados en conseguir esa sensación de atracción y rechazo. Para la atracción nos pusieron imágenes de cachorros de perros y bebés jugando, estas fotos incitan a que el cerebro piense en algo agradable cuando las

Pre-procesado: Los datos se analizaron con EEGLAB, que es un programa para MATLAB, se seleccionaron los 32 canales, se hizo una localización espacial de los canales, le pasamos un filtro de paso alto a 0,5 Hz, se pasó un filtro de paso bajo a 46,8 Hz, se aplicó un corrector de artefactos automático con la función ASR, de EEGLAB (Artifact Subspace Reconstruction). Después, aplicamos una referencia promediada de la señal, respecto al promedio de la señal. Se aplicó ICA (Análisis de componentes independientes), en el que quitaron los componentes que el plugging ICA label nos mostraba como componentes claves claros, componentes que no correspondía con actividad cortical, ICA los detectaba como actividad muscular parpadeos u otros. Tras pasar ICA se re referenciaron los datos.

Se hizo un análisis preliminar de los datos a través de la función study (EEGLAB), en la que se compararon los espectros de potencia de las condiciones de la vista.

Extracción de características: De los 32 canales se trajeron diferentes características, mediante código para MATLAB (ver en anexo el código): Extrajimos las potencias absolutas del poder espectral en las bandas de frecuencia delta (Delta 0-3 Theta 0-7, Alpha 7-13, Low Beta 13-20, High Beta 20-30, Gamma 30-40) (se sacaron también los z-scores para las mismas bandas de frecuencia y en todos los canales se extrae también la simetría frontal en las mismas bandas de frecuencia entre los canales f3 f4 f7 f8, luego se añadió otra medida, el engagement, para todos los canales, esta era el cociente o promediado, de beta partido alfa+theta

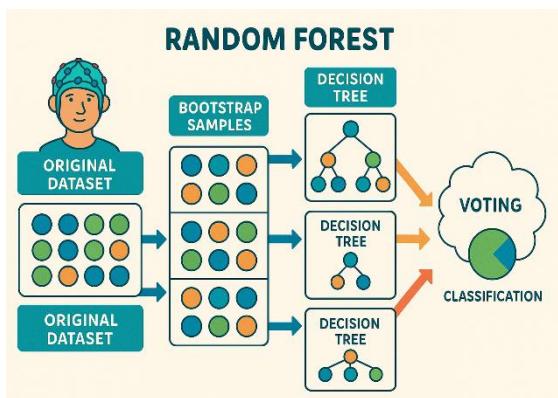
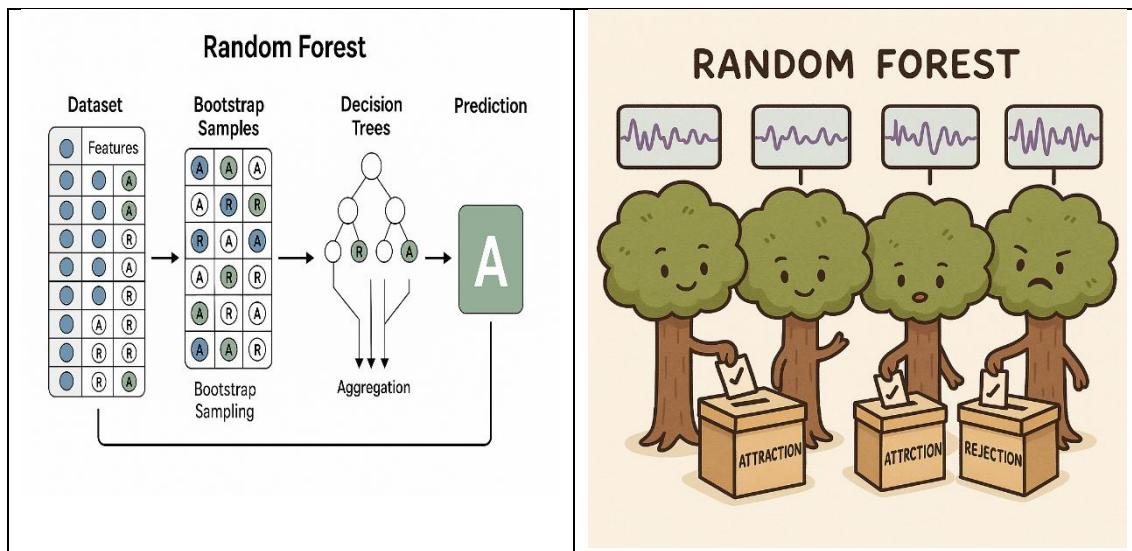
Extracción de Características: Para que el computador pudiera analizar las señales, trajimos de pequeños segmentos de EEG un conjunto de características numéricas en el dominio de la frecuencia. Estas características resumen información relevante de la actividad cerebral, como la densidad de potencia espectral de diferentes ritmos cerebrales (delta, theta, alpha, beta bajo, beta alto y gamma) en 32 localizaciones del cuero cabelludo (Cz Fz Fp1 F7 F3 FC1 C3 FC5 FT9 T7 TP9 CP5 CP1 P3 P7 O1 Pz Oz O2 P8 P4 CP2 CP6 TP10 T8 FT10 FC6 C4 FC2 F4 F8 Fp2)

En total, se calcularon 250 características para cada segmento de EEG. Cada segmento fue etiquetado como "atraccion" o "rechazo" según la valoración de los participantes.

Modelo de Clasificación: Bosque Aleatorio (Random Forest)

Para la tarea de clasificación, elegimos un método de aprendizaje automático llamado **Bosque Aleatorio (Random Forest)**. Imaginemos que queremos identificar un estado mental. En lugar de confiar en un solo "experto" (que sería un único árbol de decisión y podría equivocarse fácilmente), un Bosque Aleatorio consulta a un gran número de "expertos" diferentes (muchos árboles de decisión, cada uno entrenado con una vista ligeramente distinta de los datos). El modelo calcula la importancia de cada característica basada en la reducción del índice de Gini a través de los árboles. Luego, combina las opiniones de todos estos expertos para tomar una decisión final más robusta y fiable sobre si un segmento de EEG corresponde a "atraccion" o "rechazo". Este enfoque es conocido por funcionar bien con muchos datos y características, ser menos propenso a errores por detalles específicos de los datos de entrenamiento, y además nos puede indicar qué características fueron más importantes para su decisión.

Utilizamos la implementación estándar de este método. Se configuró una semilla aleatoria (`random_state=42`) para garantizar la reproducibilidad de los resultados. El modelo consta de 100 árboles de decisión y emplea una técnica llamada *bootstrap* o muestreo con reemplazo, que consiste en generar múltiples subconjuntos del conjunto de datos original tomando muestras aleatorias, donde una misma observación puede aparecer varias veces. Esta técnica permite construir árboles diversos y robustos. No se ha limitado la profundidad máxima de los árboles, y se ha empleado el criterio de Gini para medir la calidad de las divisiones internas. La evaluación se ha realizado mediante un conjunto de prueba independiente y validación cruzada con cinco particiones (`KFold`), utilizando la precisión (`accuracy`) como métrica principal. Asimismo, se ha analizado la importancia relativa de las características del modelo para identificar cuáles contribuyen más a distinguir entre los estados de atracción y rechazo.



Entrenamiento del Clasificador

-Aprendizaje: Alimentamos el modelo de Bosque Aleatorio con una gran parte de nuestros datos de características y sus etiquetas correspondientes ("atracción" o "rechazo"). A esto se le llama **entrenamiento**. Durante este paso, el modelo aprendió a identificar patrones en los valores de las características que distinguen un estado del otro.

-División de Datos: Para asegurar una evaluación justa, dividimos nuestros datos iniciales: una parte se usó para entrenar el modelo (conjunto de entrenamiento) y otra parte, que el modelo no vio durante el aprendizaje, se reservó para evaluarlo después (conjunto de prueba).

Evaluación del Rendimiento del Clasificador. Medimos su rendimiento usando indicadores estándar:

- Exactitud (Accuracy): El porcentaje total de veces que el modelo acertó en su clasificación (ya sea atracción o rechazo).

- Precisión y Sensibilidad (Recall): Indicadores que nos dicen qué tan bien identificó específicamente cada estado. Por ejemplo, la sensibilidad para "atracción" mide cuántos de los momentos reales de atracción fueron correctamente identificados.
- Puntuación F1: Una métrica combinada que balancea la precisión y la sensibilidad.
- Matriz de Confusión: Una tabla que visualiza cuántas veces acertó y cuántas veces confundió una clase con la otra.
- Validación Cruzada: Para confirmar que el rendimiento no fue casualidad debido a la división específica de datos, aplicamos una técnica llamada validación cruzada. Esto implica repetir el proceso de entrenamiento y prueba varias veces usando diferentes porciones de los datos para entrenar y probar en cada repetición. Luego, calculamos el rendimiento promedio, lo que nos da una estimación más fiable de cómo funcionaría el modelo con datos completamente nuevos.

Identificación de Características Importantes

El modelo de Bosque Aleatorio nos permitió identificar qué **características del EEG** (de las 250 iniciales) fueron las más útiles e informativas para diferenciar entre "atracción" y "rechazo". Esto puede dar pistas sobre los indicadores cerebrales más relevantes para estos estados.

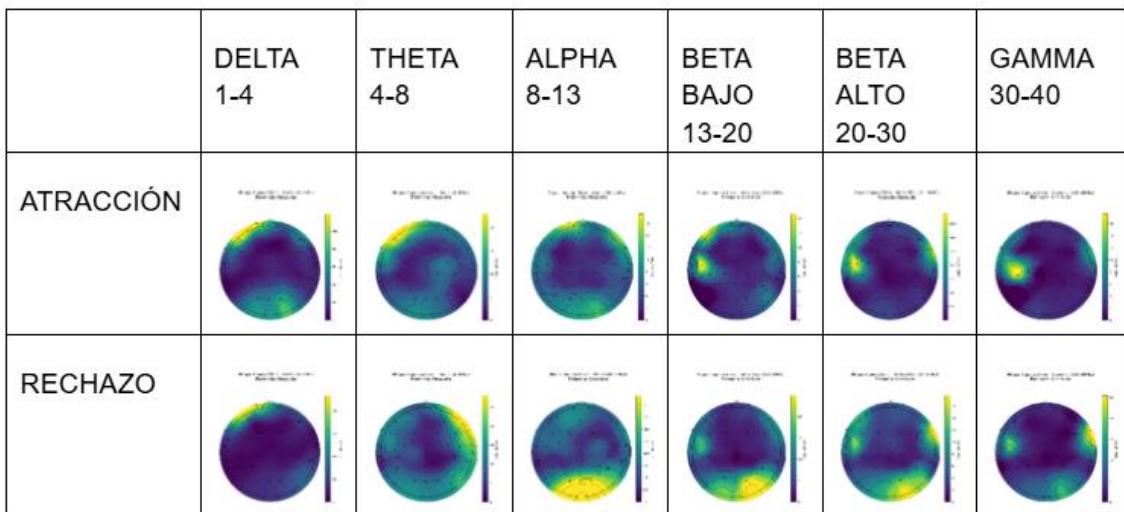
Aplicación a Nuevos Datos y Simulación de Interfaz

Prueba de Generalización: Aplicamos el modelo ya entrenado a un conjunto de datos completamente nuevo, correspondiente a un registro diferente como “lengua concreto Jairo”, “lengua abstracto Jairo”, “lengua concreto Rubén”, “lengua abstracto Rubén”, “lengua concreto Mireya”, “lengua abstracto Mireya”, “lengua concreto Brais” y “lengua abstracto Brais” que sabíamos que correspondía a una condición de atracción o rechazo en el caso de concreto y abstracto respectivamente. El objetivo era ver si el modelo podía generalizar y clasificar correctamente estos nuevos datos.

Simulación de Interfaz: Para ilustrar una posible aplicación práctica, desarrollamos una **demonstración visual** (simulada dentro de nuestro entorno de análisis, Google Colab). Esta demostración cargaba el modelo entrenado, procesaba segmentos de datos nuevos (representados por sus características), y mostraba la clasificación resultante ("ATRACCION" o "RECHAZO") para cada segmento de forma visual, utilizando, por ejemplo, barras de color cuya longitud

indicaba la confianza del modelo en esa predicción. Esto sirve como un prototipo conceptual de cómo el clasificador podría funcionar en un escenario más aplicado.

4. RESULTADOS



Podemos observar una tabla en la que se compara la actividad de la corteza cerebral en los estados de atracción (fila de arriba), y rechazo (fila de abajo). Cada columna representa la actividad a un intervalo de hercios en los que la actividad cerebral cambia de intensidad en diferentes partes.

Primero podemos observar las diferencias en Delta, en el caso de la atracción podemos ver como la parte frontal izquierda se activa más que el resto del cerebro al igual que en el rechazo.

En el caso de Theta podemos diferenciar la activación de la parte frontal izquierda en atracción y la parte frontal derecha en el caso del rechazo.

En Alpha tenemos una de las mayores diferencias, en el caso de la atracción observamos una pequeña actividad en la parte frontal izquierda, mientras que en el rechazo podemos ver la activación de la mayro parte de la parte occipital del cerebro.

En Beta bajo y Beta alto podemos ver que la actividad cerebral se genera en la parte frontal izquierda en el caso de la atracción, mientras que en el rechazo se genera más actividad en la parte occipital derecha.

En cuanto a Gamma, podemos distinguir la actividad de los dos hemisferios, en la atracción observamos una actividad en la parte centrotemporal izquierda, mientras que en el rechazo la actividad se genera en la parte fronto temporal derecha.

Redacción resultados RANDOM FOREST

El modelo de Random Forest aprende a distinguir entre dos clases: atracción y rechazo, en función de los datos que le has proporcionado (por ejemplo, la actividad cerebral durante un estímulo). Luego, se le pide que prediga si nuevos datos pertenecen a una u otra clase. Esta predicción se compara con la respuesta real para evaluar su rendimiento.

Vamos a ver qué significan los valores que nos devuelve el modelo:

El modelo evaluado ha demostrado un sólido desempeño en términos de capacidad de clasificación general, alcanzando un nivel de acierto del 93 %. Esto significa que el sistema logró identificar correctamente el 93 % del total de los casos incluidos en el conjunto de evaluación, lo que refleja un buen nivel de efectividad en el proceso de predicción global.

Al desglosar el análisis por categorías específicas, se observa un rendimiento particularmente alto en la predicción de casos pertenecientes a la clase de *atracción*, en la cual el modelo alcanzó una precisión del 98 %. Esto indica que, de todos los casos que el modelo clasificó como de atracción, el 98 % realmente correspondían a dicha categoría, lo que evidencia una gran fiabilidad en este tipo de predicción.

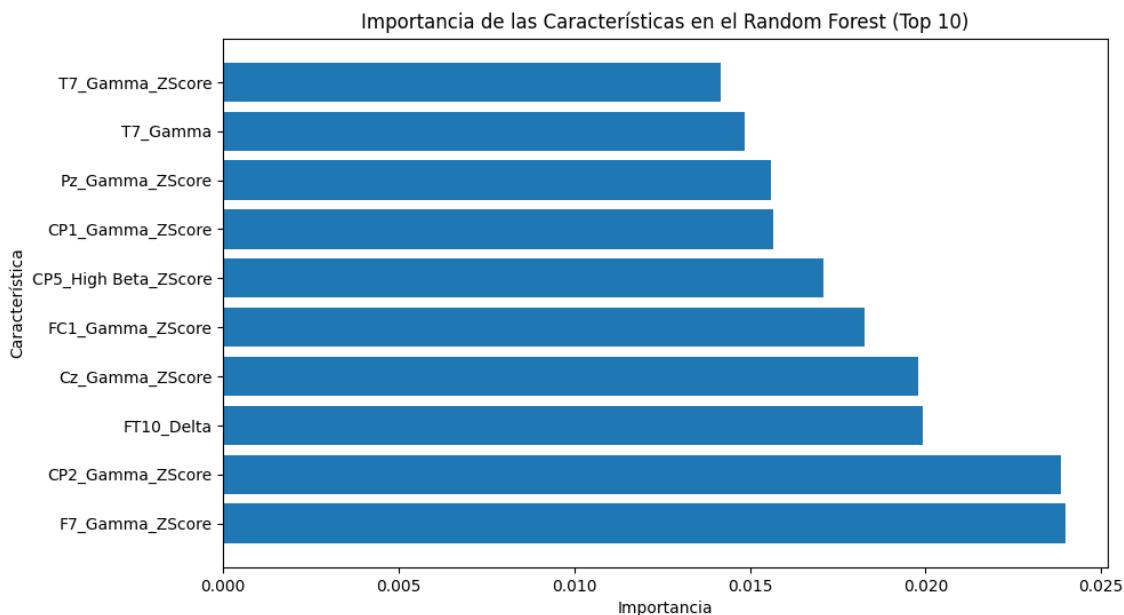
En contraste, la precisión obtenida en la clasificación de los casos de *rechazo* fue algo menor, situándose en un 88 %. Este resultado revela que, aunque el modelo mantiene un desempeño aceptable, presenta una menor capacidad de acierto al identificar correctamente los casos que efectivamente pertenecen a esta categoría, lo que podría deberse a una mayor complejidad o ambigüedad en las características de estos datos.

Por otro lado, en lo que respecta al *recall*, los resultados también muestran diferencias entre ambas clases. En el caso de los ejemplos que eran de atracción, el modelo logró recuperarlos correctamente en un 89 % de los casos, aunque no tan elevada como la precisión. Por el contrario, el *recall* en la clase de rechazo fue superior, alcanzando un 97 %. Esto implica que el sistema fue capaz de identificar casi todos los casos reales de rechazo, minimizando los falsos negativos en esta categoría.

El balance entre la precisión y el *recall*, medido a través de F1-score, fue del 93 % tanto para la clase de atracción como para la de rechazo, lo que sugiere que el modelo mantiene una buena armonía entre ambas y evita sesgos marcados hacia alguna de las clases.

Finalmente, el conjunto de datos utilizado para la evaluación estuvo compuesto por un total de 85 casos reales, de los cuales 47 correspondían a la clase de atracción y 38 a la de rechazo. Esta distribución relativamente equilibrada

proporciona un contexto adecuado para valorar el rendimiento del modelo en ambas categorías.



Este gráfico nos indica las características que mejor discriminan entre la atracción y el rechazo y son las que nos van a ayudar a la hora de poder ver esas diferencias.

La validación cruzada es una forma de comprobar si el modelo es fiable y generalizable. En lugar de entrenarlo y evaluarlo una sola vez, se divide el conjunto de datos en 5 partes o pliegues, entrenando el modelo 5 veces y evaluando en una parte diferente cada vez.

El modelo no acertó en ninguno de las 5 partes, estuvieron en un intervalo entre 0.918 y 0.965, haciendo una media de 0.941, este dato nos indica que el modelo es muy preciso. Con una desviación estándar de 0.016, variación de los resultados de cada pliegue, nos dice que este modelo es muy estable y consistente.

El modelo también nos dice qué variables (características) fueron más relevantes para tomar decisiones (para discriminar entre los estados de “atracción” y “rechazo”. Estas pueden ser, por ejemplo, potencias cerebrales (bandas Gamma, Beta, etc.) en determinados electrodos. El modelo utiliza más algunas señales cerebrales que otras para decidir si hay atracción o rechazo. En este caso, señales en zonas frontales y frontotemporales (como F7, FT10, CP2) y en frecuencias Gamma o Delta han sido las más útiles.

Esto puede estar relacionado con la atención, el procesamiento emocional o el juicio sensorial.

Algunas características como FZ_Alpha, o F3_Alpha no han aportado nada al modelo. Esto no significa que sean malas, sino que para este conjunto de datos y este tipo de estímulo concreto, no han sido relevantes.

Basándonos en el trabajo de Scrivener y Roader (2021), podemos asociar diferentes posiciones del sistema 10-20 con áreas funcionales específicas del cerebro, representadas por áreas de Brodmann.

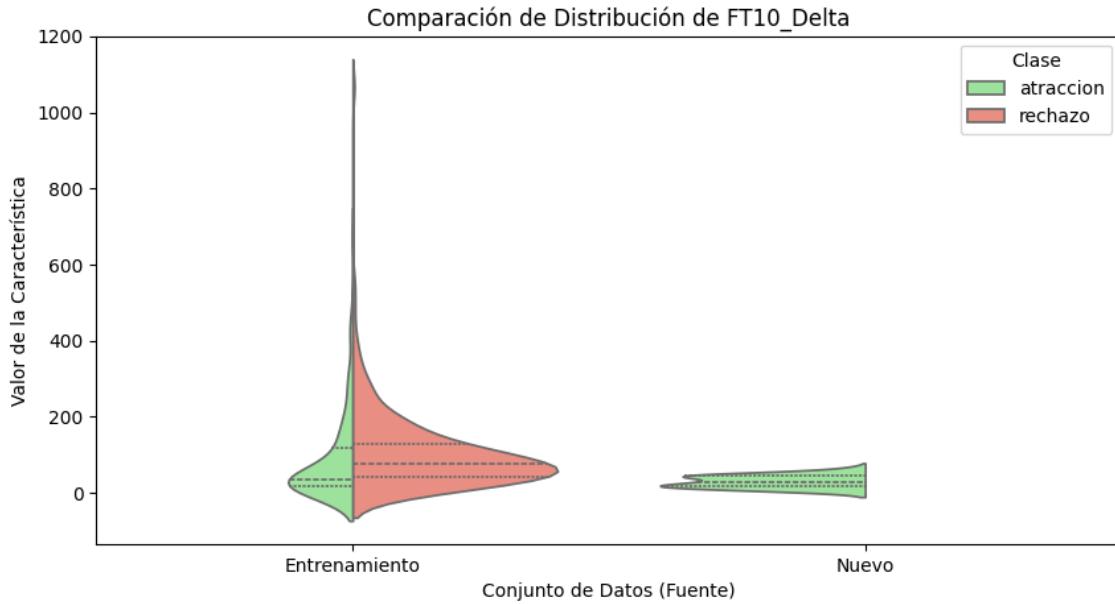
Según Burgess y Wu (2013), podemos asociar la posición **F7** con el área de Brodmann **BA 10**, ya que esta región está implicada en procesos de autorreflexión, establecimiento de metas y monitoreo interno de la experiencia. Su investigación resalta que la corteza prefrontal anterior participa activamente en la integración de información de alto nivel, lo cual también la relaciona con la atención al discurso y el pensamiento planificado.

Según Van der Weel y Van der Meer (2023), la actividad registrada en **CP2**, correspondiente al área **BA 40**, se asocia de forma significativa con tareas que implican escritura manual, caligrafía y uso de herramientas. En sus estudios con EEG, observaron una activación robusta en esta zona parietal durante tareas gráficas, lo que confirma su papel en la coordinación motora fina y el procesamiento ortográfico.

Según Thompson (2021), la región temporal media derecha, correspondiente a **FT10** y al área **BA 21**, se activa de manera consistente durante la observación de movimientos biológicos. Su investigación demostró que esta zona muestra desincronización en bandas alfa y beta al observar acciones humanas, indicando su implicación en el procesamiento del movimiento y la cognición social.

Según Shibasaki y Hallett (2006), la zona **CZ**, asociada con la **BA 4** (corteza motora primaria), muestra una señal conocida como *readiness potential* justo antes de que se ejecuten movimientos voluntarios, especialmente de manos, lengua y boca. Estos hallazgos posicionan a esta región como un área clave en la planificación y ejecución del movimiento motor fino.

Una vez hemos realizado el entrenamiento con los datos de todos los participantes en el aspecto visual, vamos a comprobar si efectivamente este clasificador logra discriminar la atracción o el rechazo en situaciones académicas en este caso de matemáticas.



Este gráfico compara la distribución de la característica FT10_Delta entre dos conjuntos de datos:

A la izquierda, los datos del conjunto de entrenamiento (todos), separados por clase (atracción en verde y rechazo en rojo) en un contexto en el que los participantes han sido sometidos a la misma prueba visual en la que han clasificado como atracción o rechazo.

A la derecha, los nuevos datos del participante 1, todos clasificados como atracción. En este caso el participante realizó una prueba de atención a una explicación por parte de un profesor acerca de las matemáticas, el participante clasificó la experiencia como atracción y estos han sido los resultados

¿Qué observamos?

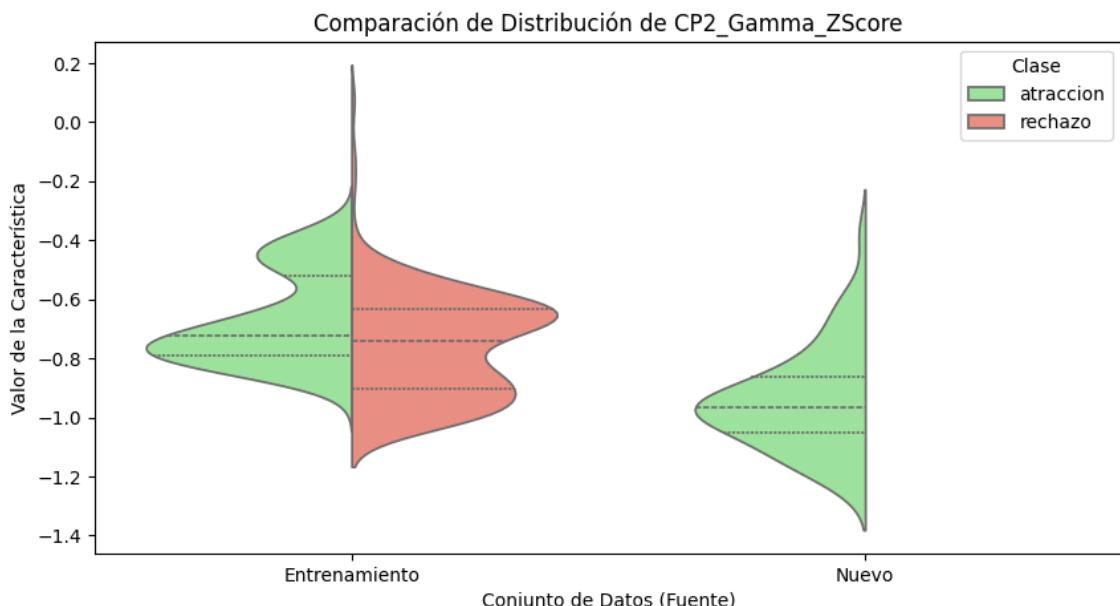
Diferencias claras en el entrenamiento:

En el conjunto global, los valores de FT10_Delta son más bajos para atracción y un poco más altos para rechazo. Esto sugiere que esta característica es útil para distinguir entre ambos estados. Por eso, el modelo probablemente le ha asignado una alta importancia. La escala si nos damos cuenta tiene intervalos muy grandes por lo que la pequeña diferencia a simple vista en realidad es bastante más amplia.

Distribución en los datos del participante:

La distribución es más parecida a los valores bajos del entrenamiento (atracción) que a los valores altos (rechazo). Esto refuerza la decisión del modelo al clasificar las muestras de este participante como atracción.

En este caso, los datos del participante en la característica FT10_Delta se parecen más a los valores típicos del estado de atracción observados durante el entrenamiento, aunque con una tendencia algo más elevada. Esto apoya la clasificación del modelo, aunque también sugiere una posible respuesta fisiológica más intensa o distinta frente a los estímulos presentados.



En esta nueva prueba del clasificador podemos observar a simple vista como la parte de atracción del entrenamiento visual no coincide con la prueba que hemos elegido, en este caso hemos elegido a un segundo participante al que le hemos hecho la prueba de rechazo de lengua mediante un video en el que un profesor hace una explicación con un lenguaje muy técnico dando pie al rechazo sobre unos contenidos sobre la asignatura, este participante clasificó la experiencia como rechazo y estos son los resultados.

Este gráfico compara la distribución de la característica CP2_Gamma_ZScore entre dos conjuntos de datos:

A la izquierda, los datos de entrenamiento de todos los participantes separados por clase, atracción en verde y rechazo en rojo.

A la derecha, los nuevos datos del participante que ha dicho que le ha generado rechazo el vídeo de la explicación de lengua.

Podemos observar que en el entrenamiento tanto los valores de atracción como los de rechazo son muy similares viendo el rechazo un poco más bajo que la atracción, lo que nos lleva a ver que va a ser difícil ver si los nuevos datos se van a clasificar bien.

La distribución los nuevos datos del participante se ven bastante diferentes a los del entrenamiento, teniendo unos valores más bajos. Esto refuerza la decisión del modelo al clasificar los datos del participante como rechazo.

Mientras que la atracción en el entrenamiento tiene una media de -0.7, la del rechazo llega a un valor más cercano a -0.8.

Los nuevos datos tienen una media más baja llegando al -1 lo que hace que estén mas cerca del rechazo que de la atracción.

En este caso, los datos del participante en la característica CP2_Gamma_ZScore se parecen más a los valores típicos del estado de rechazo observados durante el entrenamiento, aunque con una tendencia algo más baja.



Resumen General

Total de Muestras Procesadas: **56**

Predicciones 'ATRACCION': **2 (3.6%)**

Predicciones 'RECHAZO': **54 (96.4%)**

Confianza Media (Prob. Atracción): **0.413**

Confianza Mín/Máx (Prob. Atracción): **0.235 / 0.513**

Este gráfico nos muestra un modelo diferente en el que nos dan muestras cada 2 segundos y nos dice si la persona que se está estudiando siente atracción o rechazo frente a un estímulo. Este modelo es para una supuesta aplicación en el que a través de las zonas cerebrales donde mejor se diferencia la atracción y el rechazo se puede ver en tiempo real. Se puede utilizar en una clase para ver qué métodos atraen más a los alumnos o para medir el nivel de atención en reuniones largas y ver cuando se deben hacer descansos.

En este caso el modelo muestra las primeras 15 muestras de las 56 que muestras procesadas, de las cuales 54 las clasifica como rechazo y solo 2 como atracción, de esta forma podemos ver que al participante estudiado le ha generado rechazo la prueba realizada menos en un intervalo de 4 segundos que le ha generado atracción con una confianza media de 0.413.

5. CONCLUSIONES

Para concluir este trabajo puedo decir que, tras la realización del clasificador de random forest a través de estímulos sensoriales de atracción y rechazo y ver los resultados al meter datos nuevos de participantes en el estudio, se pueden clasificar situaciones de atracción o rechazo en estímulos de situaciones grabadas en situaciones académicas, no podemos darle una veracidad de un 100% debido a que en el entrenamiento del clasificador y las muestras posteriores con el que le hemos puesto a prueba han sido bajas, si el número de participantes y por tanto el número de muestras clasificadas hubiera sido mayor, los datos hubieran tenido un nivel de confianza mayor al actual.

Tras observar los ejemplos contemplados en el trabajo de una buena clasificación en caso de atracción y rechazo podemos concluir que el clasificador realizado con atracción-rechazo de estímulos sensoriales, en este caso la vista, ha servido para clasificar bien estímulos de situaciones grabadas en condiciones académicas de lengua.

6. BIBLIOGRAFÍA

1. **Calvo Moratilla, J. J.** (2022). *Análisis de emociones de sujetos a partir de señales de EEG: una aproximación con modelos de aprendizaje automático* [Trabajo de Fin de Grado, Universidad de Valladolid]. Repositorio de la Universidad de Valladolid.
2. **Sabu, P., Stuldreher, I. V., Kaneko, D., & Brouwer, A.-M.** (2022). A review on the role of affective stimuli in event-related frontal alpha asymmetry. *Frontiers in Computer Science*, 4, Article 869123. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2022.869123>
3. **Kelley, N. J., Hortensius, R., Schutter, D. J. L. G., & Harmon-Jones, E.** (2017). The relationship of approach/avoidance motivation and asymmetric frontal cortical activity: A review of studies manipulating frontal asymmetry. *International Journal of Psychophysiology*. <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2017.03.001>
4. **Herrington, J. D., Heller, W., Mohanty, A., Engels, A. S., Banich, M. T., Webb, A. G., & Miller, G. A.** (2010). Localization of asymmetric brain function in emotion and depression. *Psychophysiology*, 47(3), 442–454. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2009.00958.x>
5. MathWorks. (2024). *MATLAB* (versión R2024a) [Software]. <https://www.mathworks.com>
6. Burgess, P. W., & Wu, H.-C. (2013). Rostral prefrontal cortex (Brodmann area 10): Metacognition in the brain. En D. T. Stuss & R. T. Knight (Eds.), *Principles of frontal lobe function* (2.^a ed., pp. 524–534). Oxford University Press.
7. Van der Weel, F. R., & Van der Meer, A. L. H. (2023). Handwriting but not typewriting leads to widespread brain connectivity: A high-density EEG study with implications for the classroom. *Frontiers in Psychology*, 14, 1219945.
8. Thompson, J. C. (2021). Spatiotemporal dynamics of responses to biological motion in the human brain. *NeuroImage*, 243, 118461.
9. Shibasaki, H., & Hallett, M. (2006). What is the Bereitschaftspotential? *Clinical Neurophysiology*, 117(11), 2341–2356.

7. ANEXOS

Accuracy: 0.9294117647058824

Reporte de Clasificación:

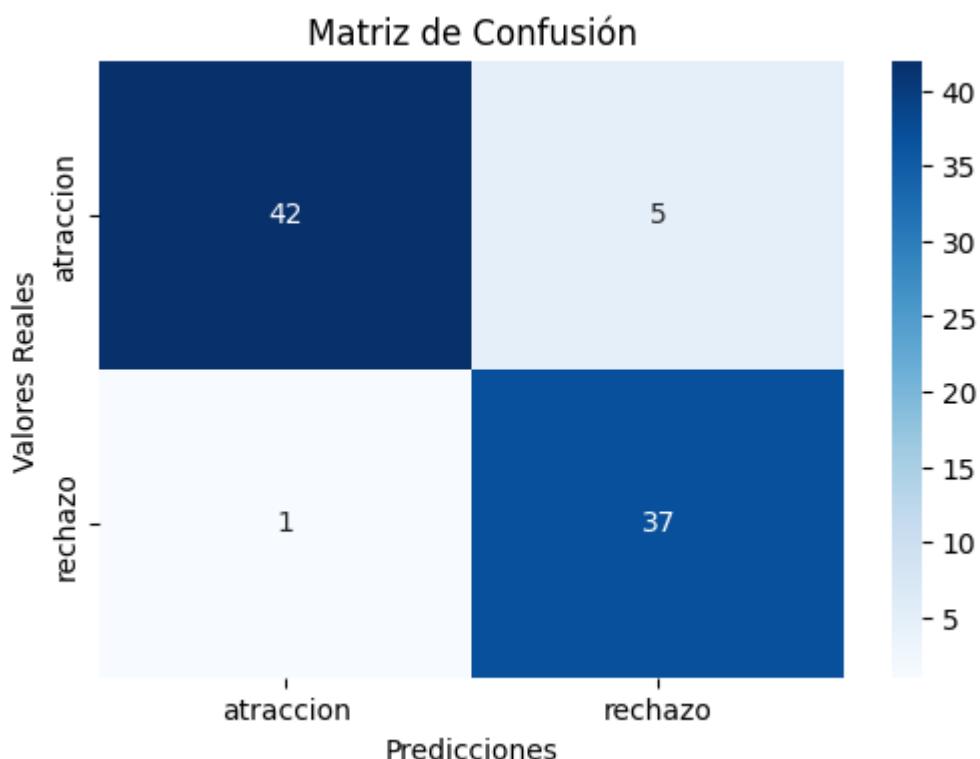
	precision	recall	f1-score	support
atraccion	0.98	0.89	0.93	47
rechazo	0.88	0.97	0.93	38

accuracy		0.93	85
macro avg	0.93	0.93	0.93
weighted avg	0.93	0.93	0.93

Matriz de Confusión:

[[42 5]

[1 37]]



Resultados de Validación Cruzada (Accuracy):

Scores: [0.92941176 0.91764706 0.95294118 0.94117647 0.96470588]

Media: 0.9411764705882353

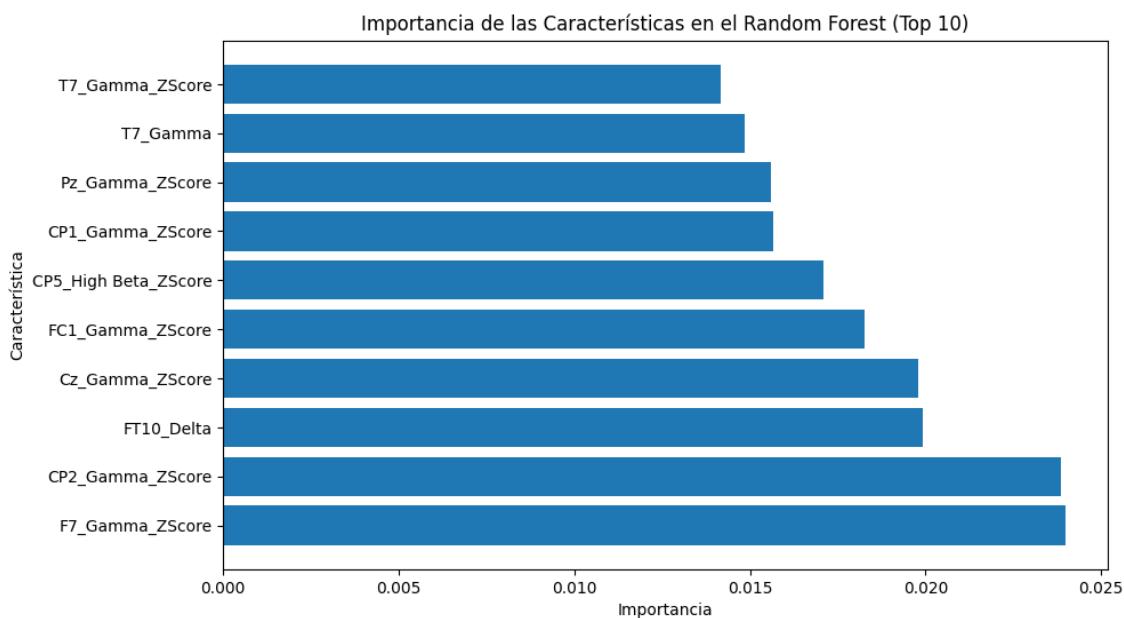
Desviación Estándar: 0.016637806616154063

Importancia de las Características:

caracteristica importancia

215	F7_Gamma_ZScore	0.023987
323	CP2_Gamma_ZScore	0.023837
150	FT10_Delta	0.019915
197	Cz_Gamma_ZScore	0.019779
227	FC1_Gamma_ZScore	0.018258
..
26	F3_Alpha	0.000000
506	Unnamed: 506	0.000000
505	Unnamed: 505	0.000000
507	Unnamed: 507	0.000000
200	Fz_Alpha_ZScore	0.000000

[512 rows x 2 columns]



LENGUA CONCRETO JAIRO

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 45

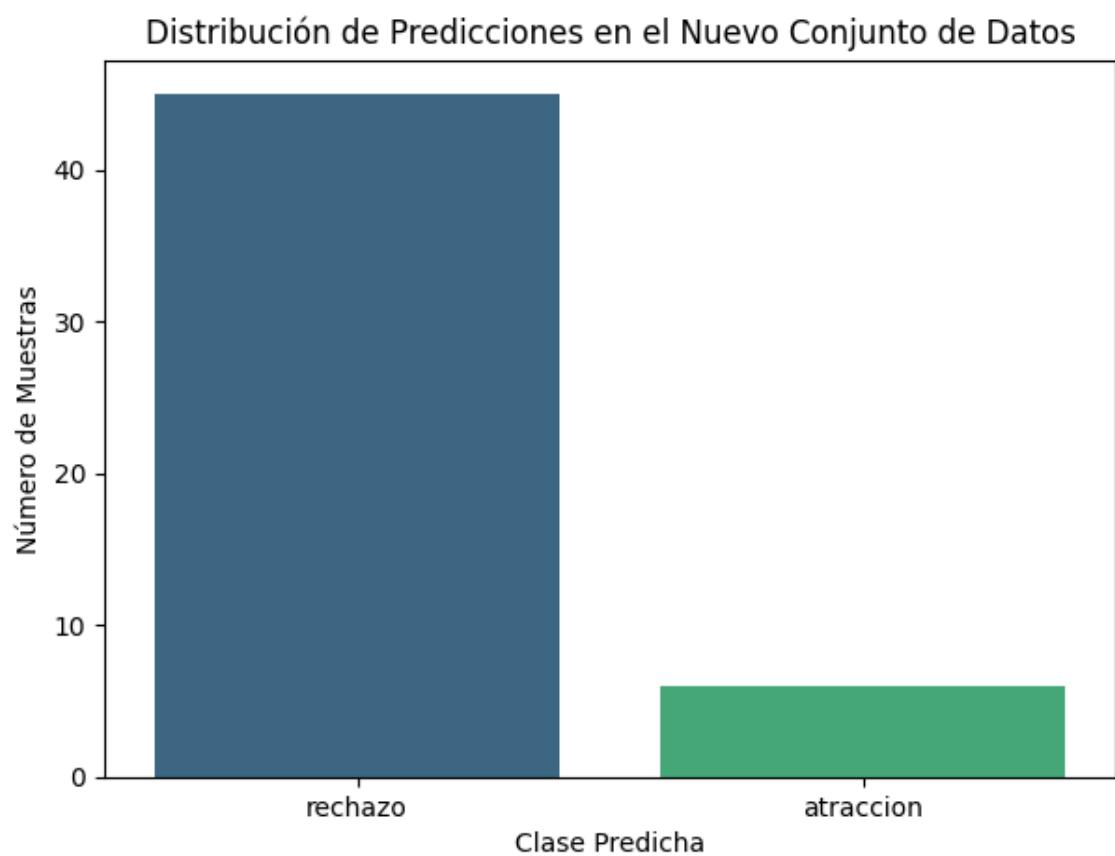
atraccion 6

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-5-78f24e860e87>:64: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



39 Muestras clasificadas con baja confianza ($\text{prob} < 0.6$):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
0    rechazo      0.480000  0.520000
2    rechazo      0.420000  0.580000
3    atraccion    0.536667  0.463333
4    rechazo      0.467500  0.532500
5    atraccion    0.535000  0.465000
```

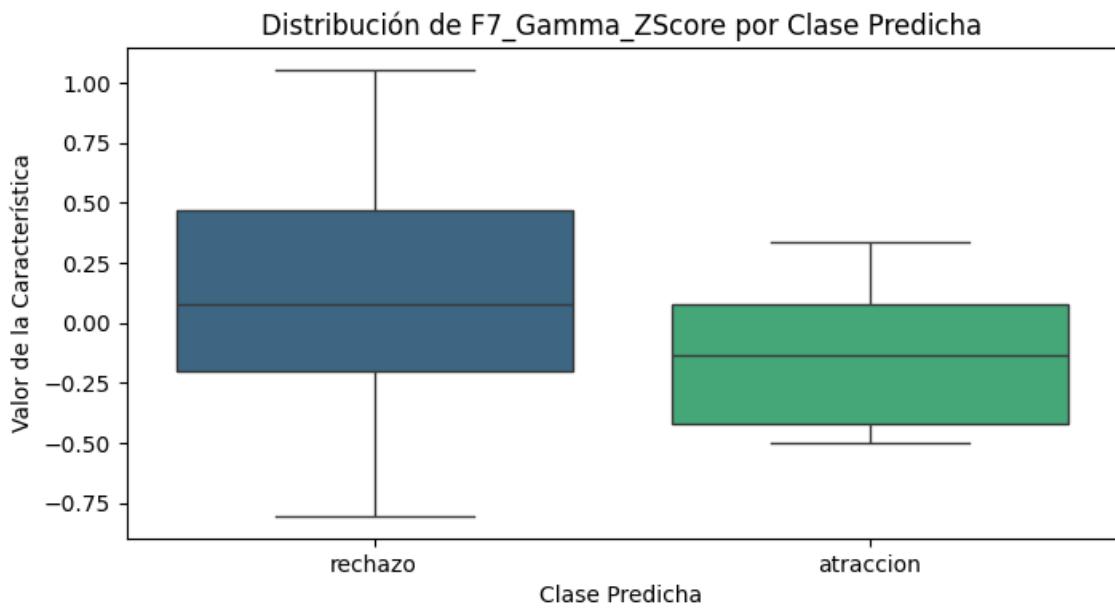
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-5-78f24e860e87>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

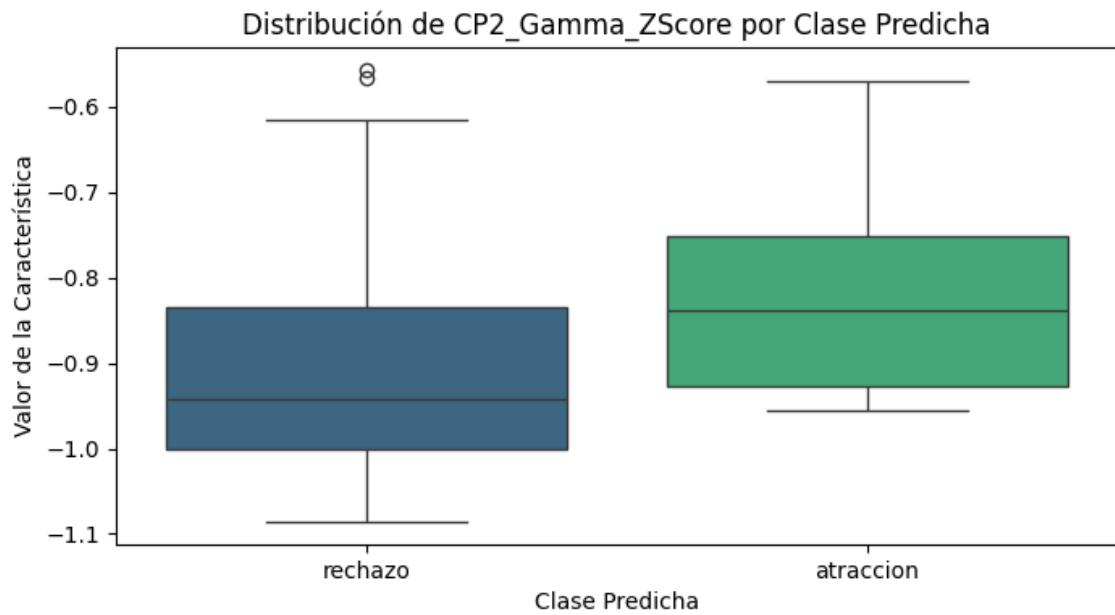
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-5-78f24e860e87>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

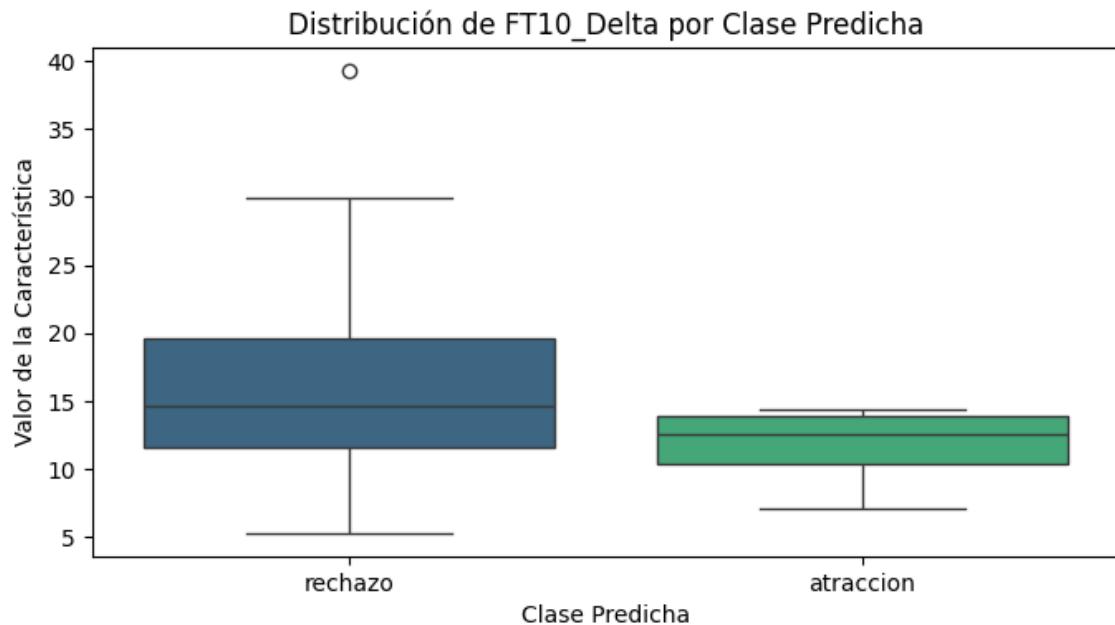
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-5-78f24e860e87>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

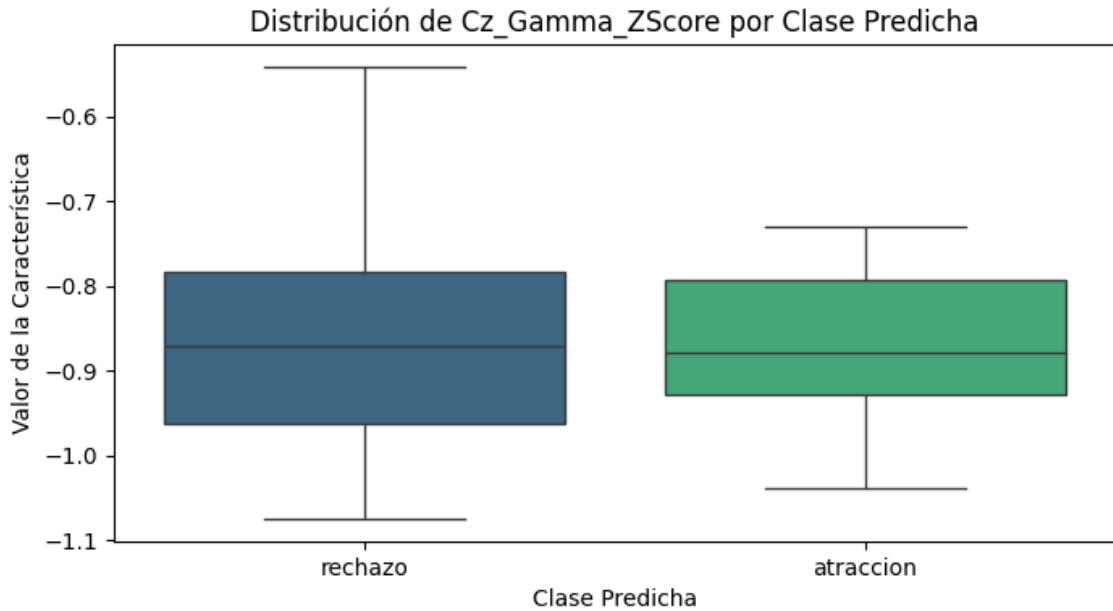
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-5-78f24e860e87>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

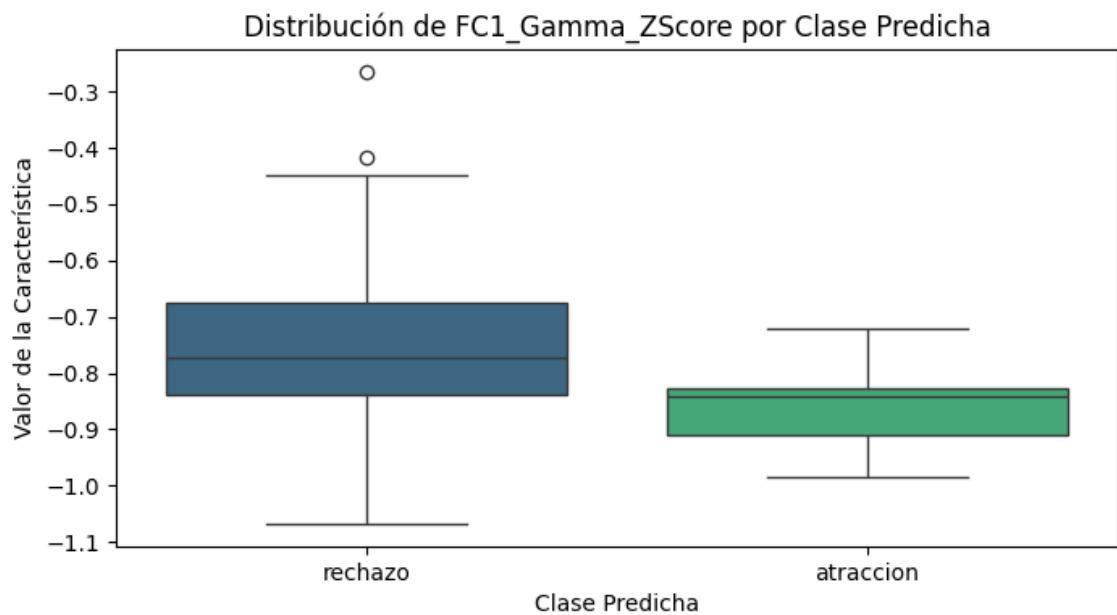
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



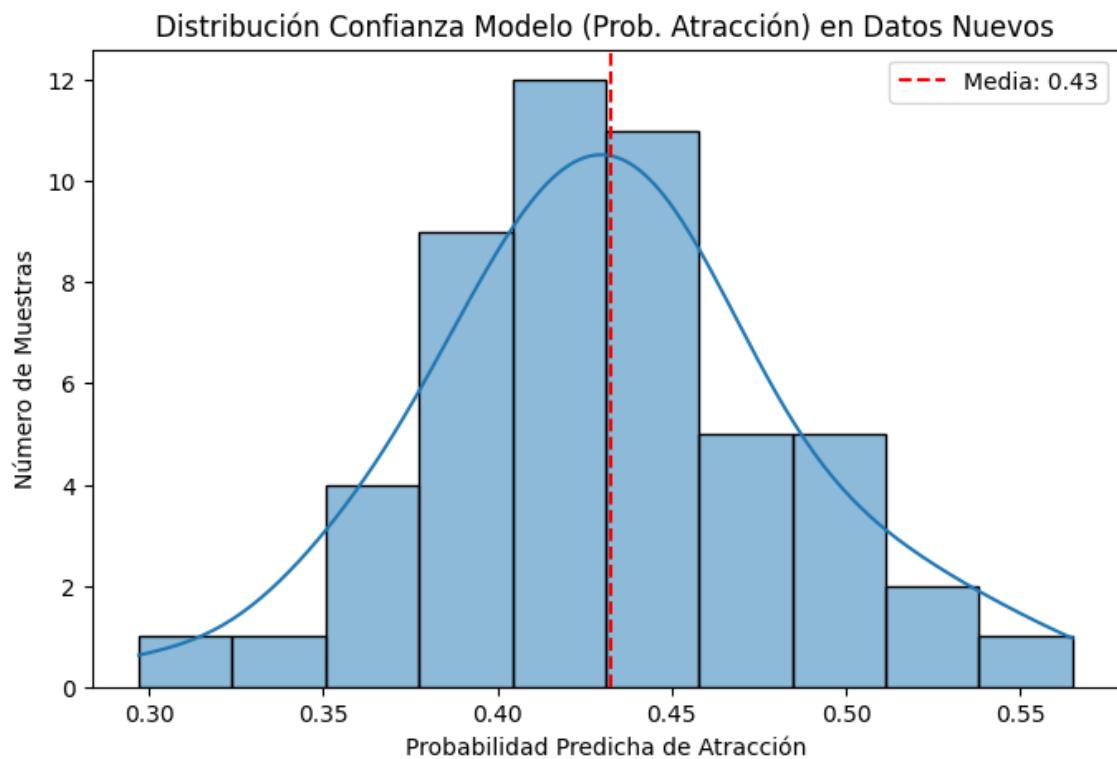
```
<ipython-input-5-78f24e860e87>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.432

Mediana: 0.430

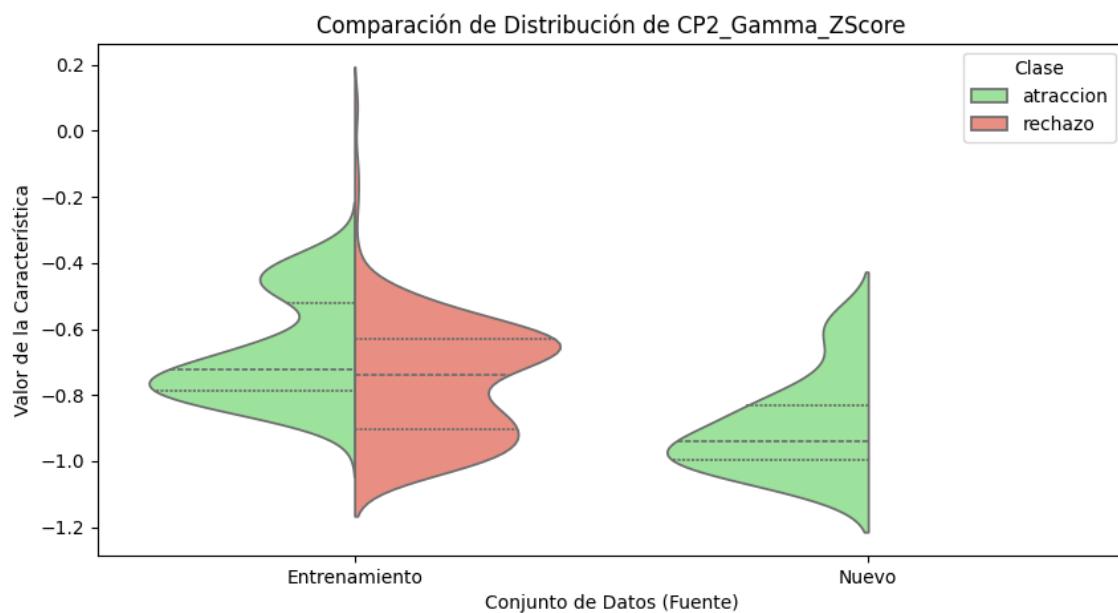
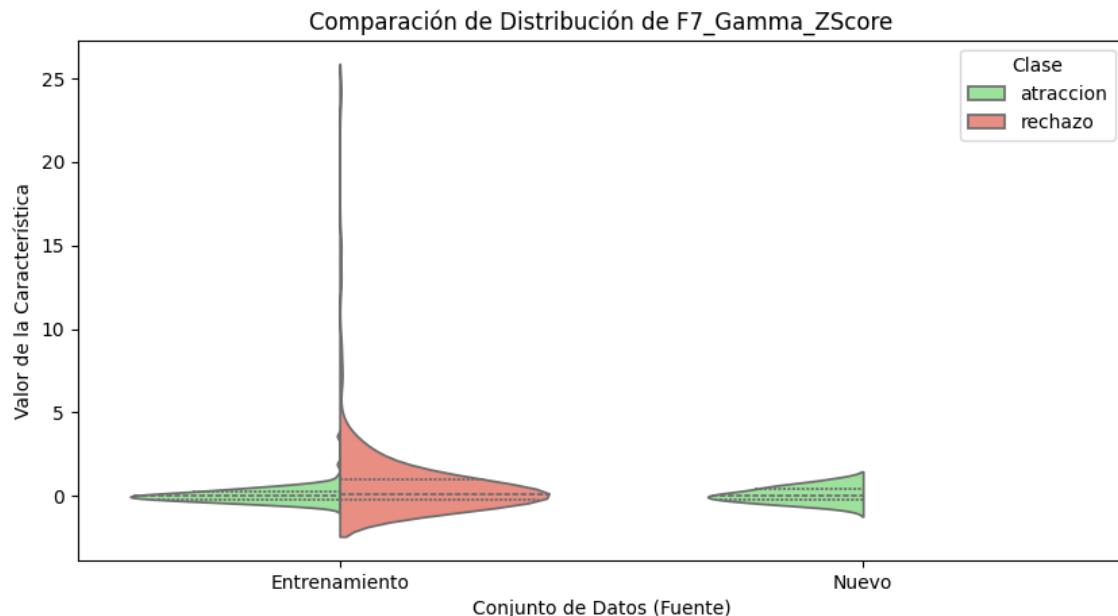
Mínima: 0.297

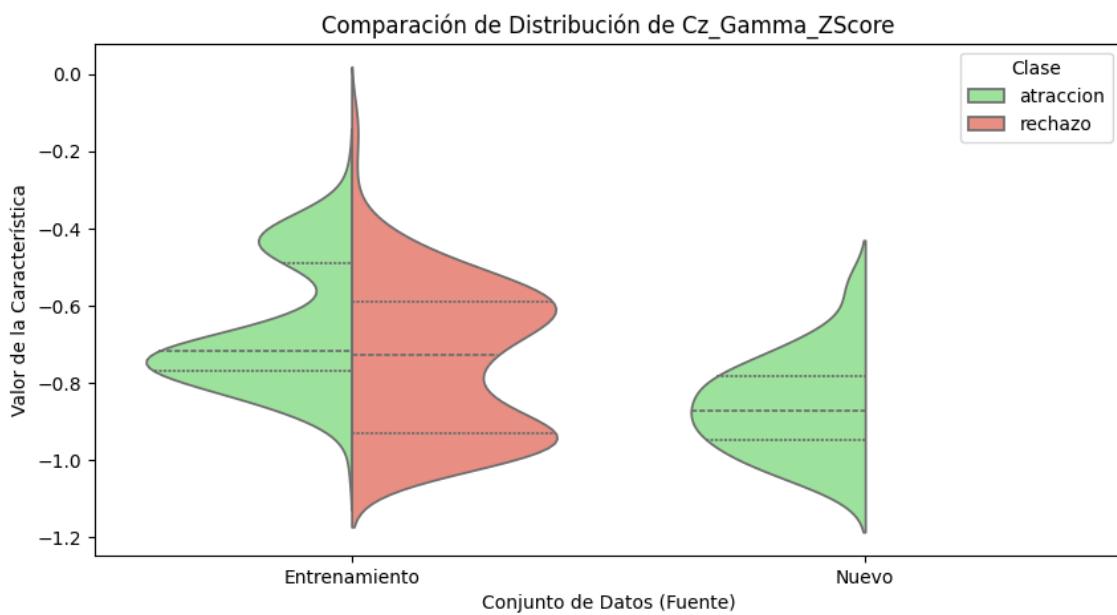
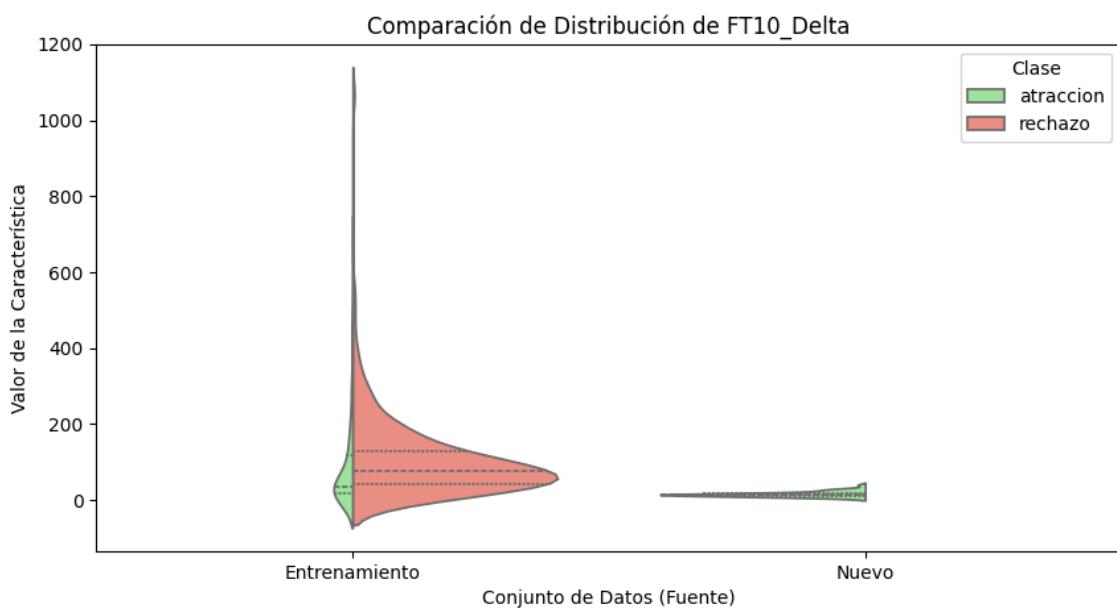
Máxima: 0.565

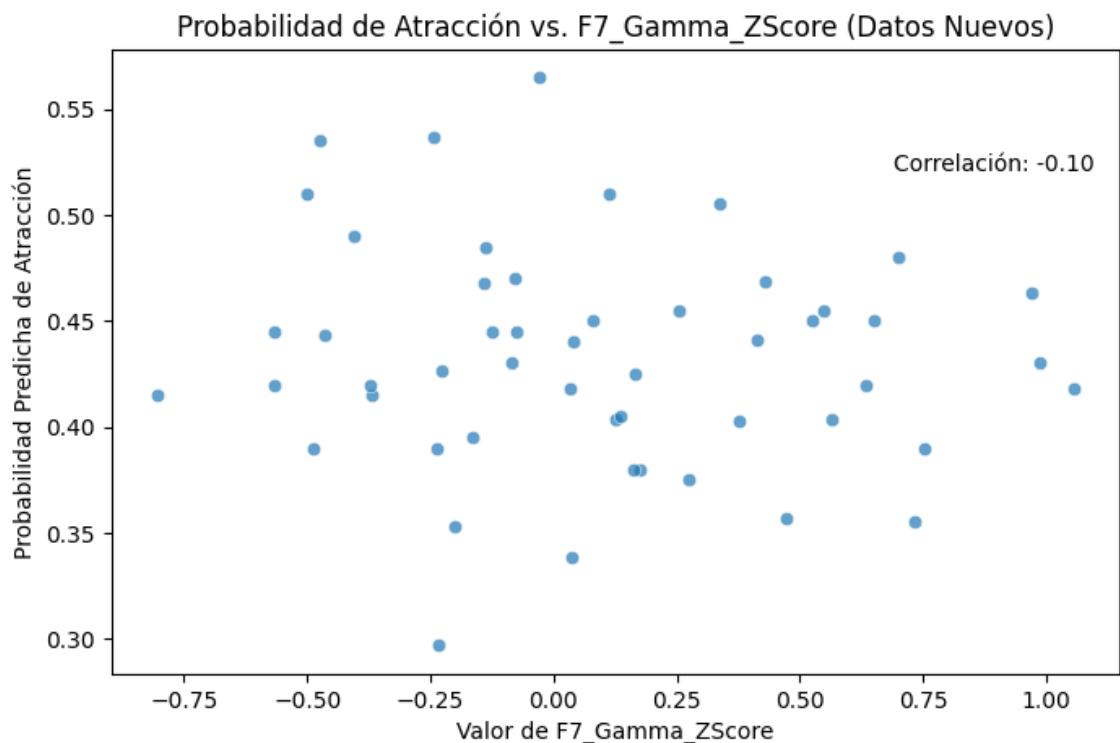
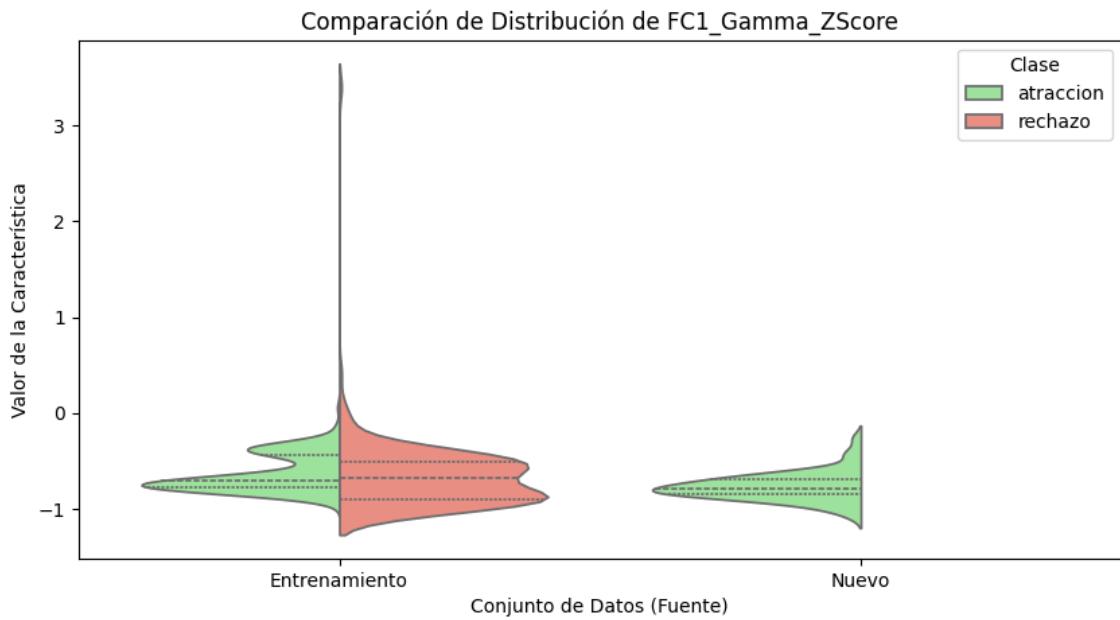
Desv. Estándar: 0.053

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 51
Media Prob. Atracción 0.432
Mediana Prob. Atracción 0.430
Desv. Est. Prob. Atracción 0.053
Mínima Prob. Atracción 0.297
Máxima Prob. Atracción 0.565
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 100.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características ---

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	0.094 (\pm 0.448)	0.041 [0.651]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.895 (\pm 0.142)	-0.939 [0.164]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	15.496 (\pm 6.711)	14.068 [5.268]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.859 (\pm 0.122)	-0.871 [0.165]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.765 (\pm 0.145)	-0.785 [0.160]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.656 (\pm 0.240)	-0.681 [0.304]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.823 (\pm 0.144) -0.826 [0.217]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.799 (\pm 0.146) -0.832 [0.216]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 2.240 (\pm 0.695) 2.278 [0.986]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.342 (\pm 0.294) -0.326 [0.417]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas ---

LENGUA ABSTRACTO JAIRO

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 42

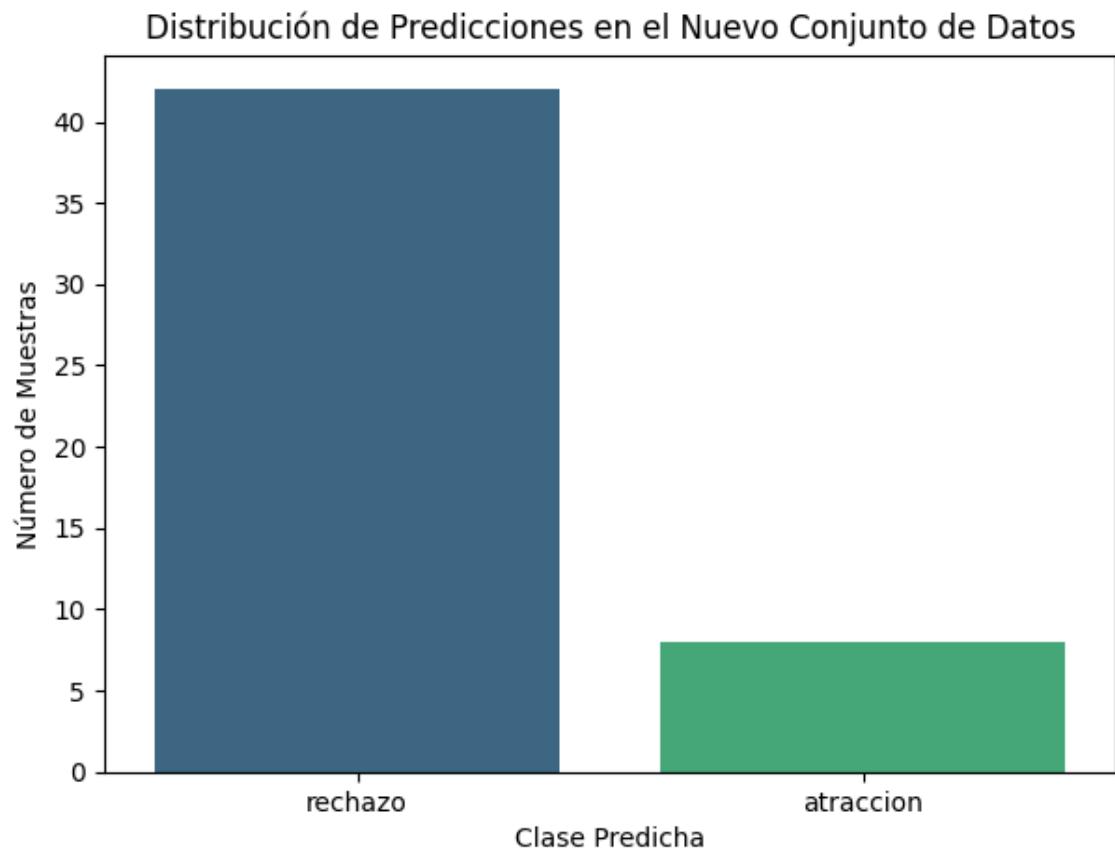
atraccion 8

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-6-35193253297e>:64: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



36 Muestras clasificadas con baja confianza ($\text{prob} < 0.6$):

	prediccion	prob_atraccion	prob_rechazo
0	rechazo	0.4700	0.5300
1	atraccion	0.5100	0.4900
2	atraccion	0.5000	0.5000
3	rechazo	0.4900	0.5100
5	atraccion	0.5225	0.4775

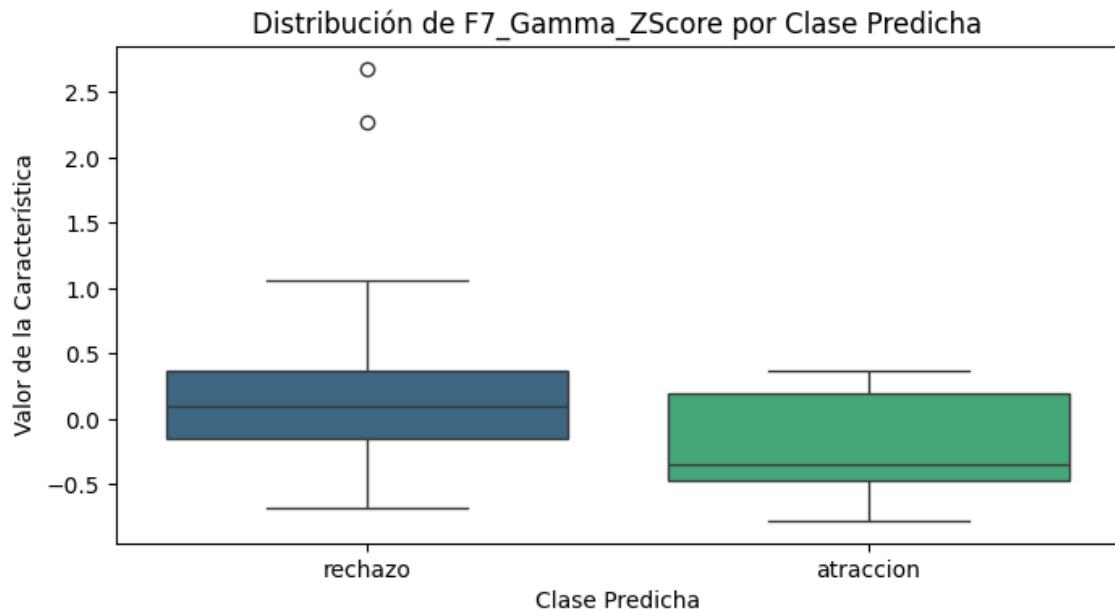
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

<ipython-input-6-35193253297e>:98: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

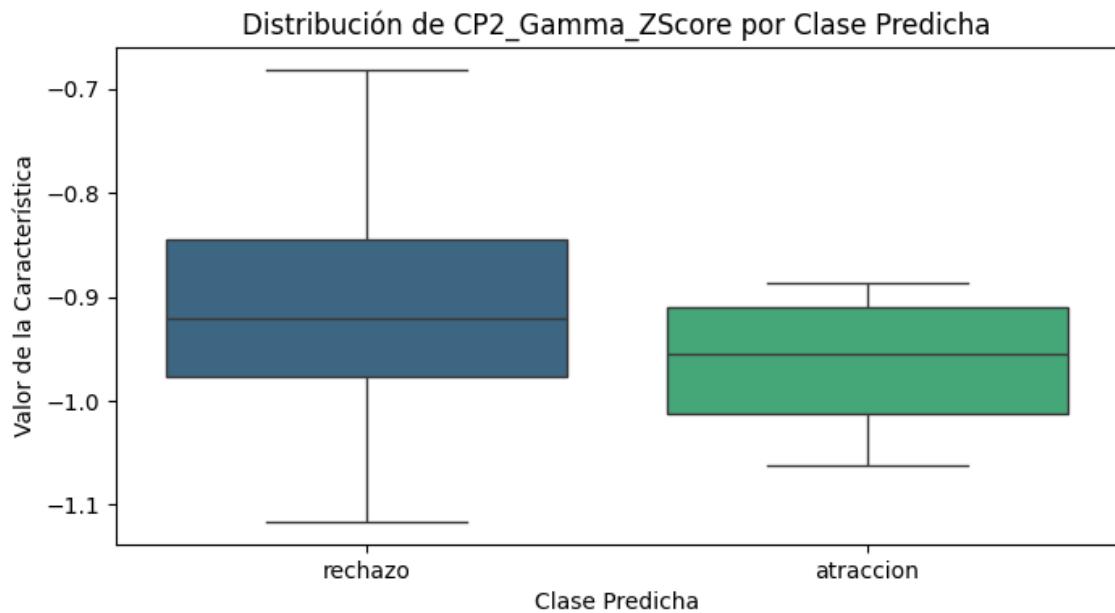
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-6-35193253297e>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

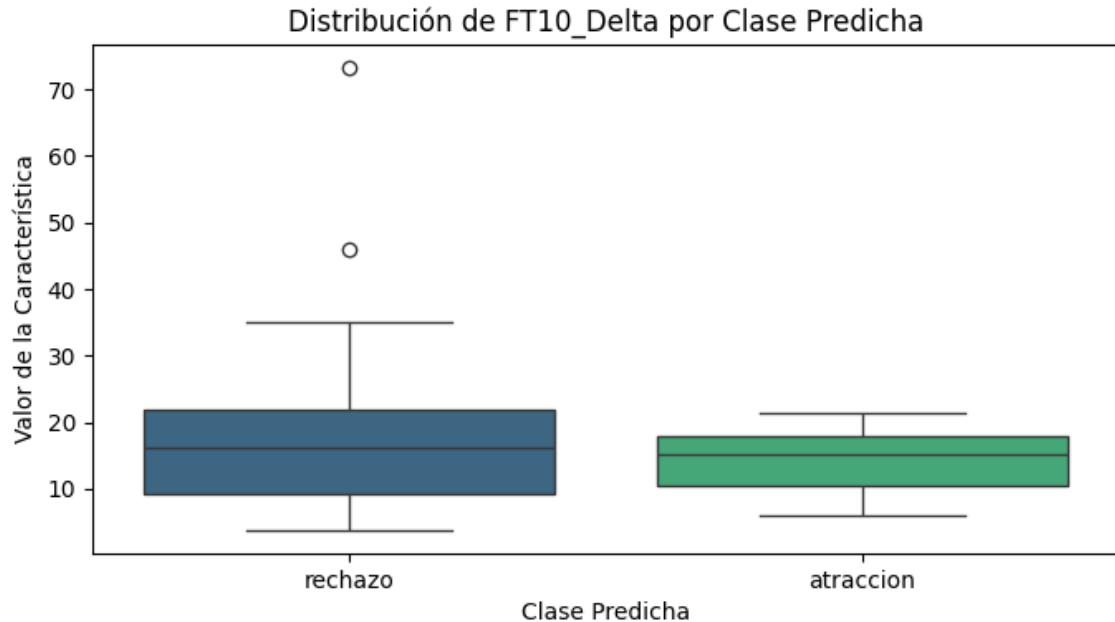
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-6-35193253297e>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

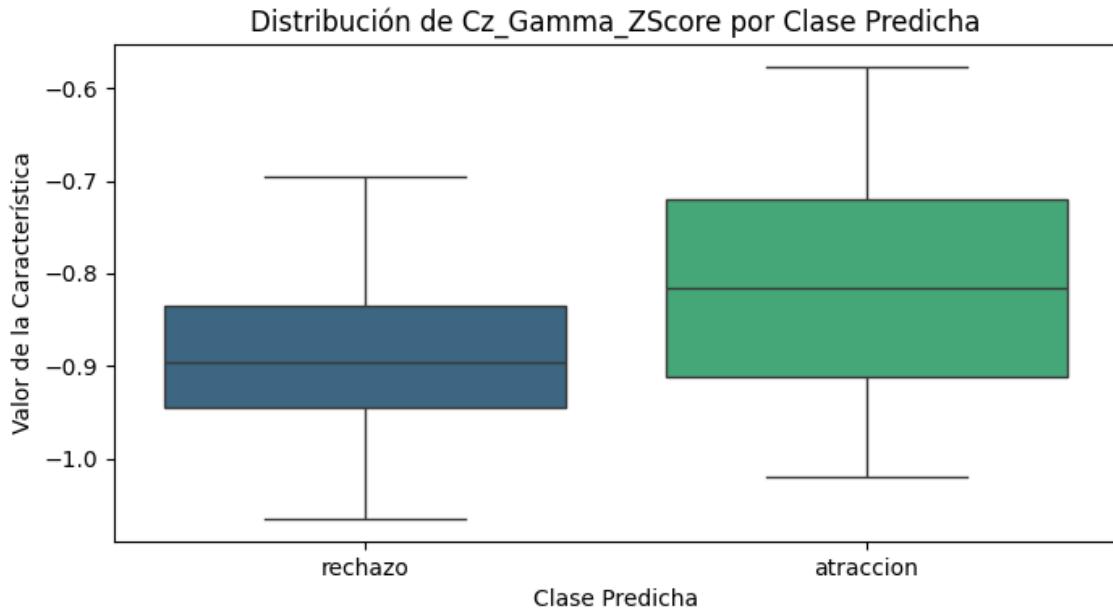
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-6-35193253297e>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

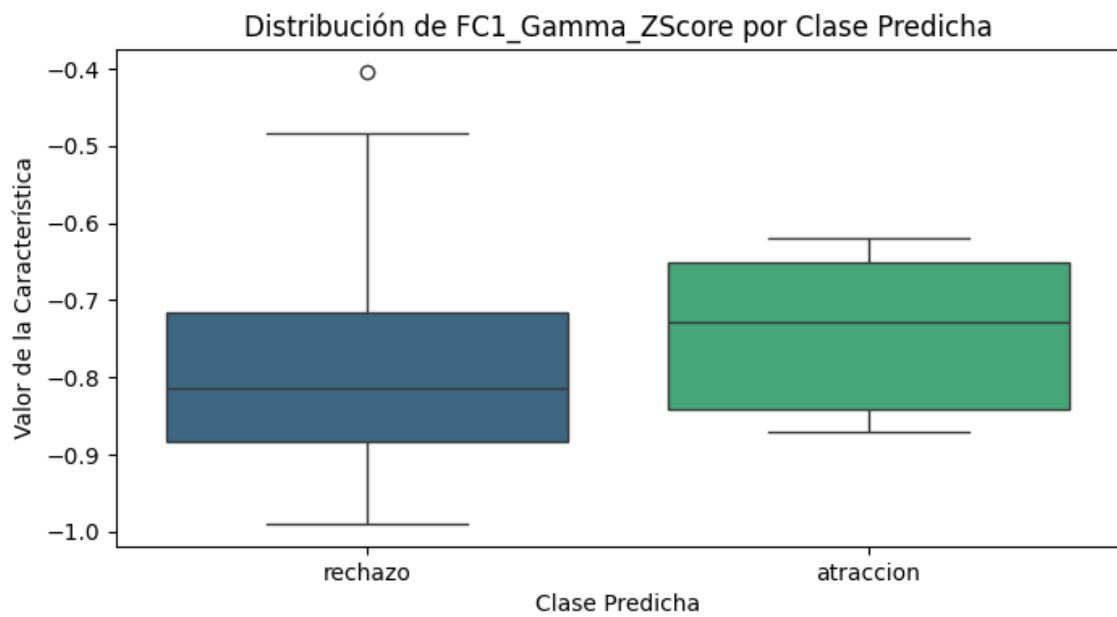
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



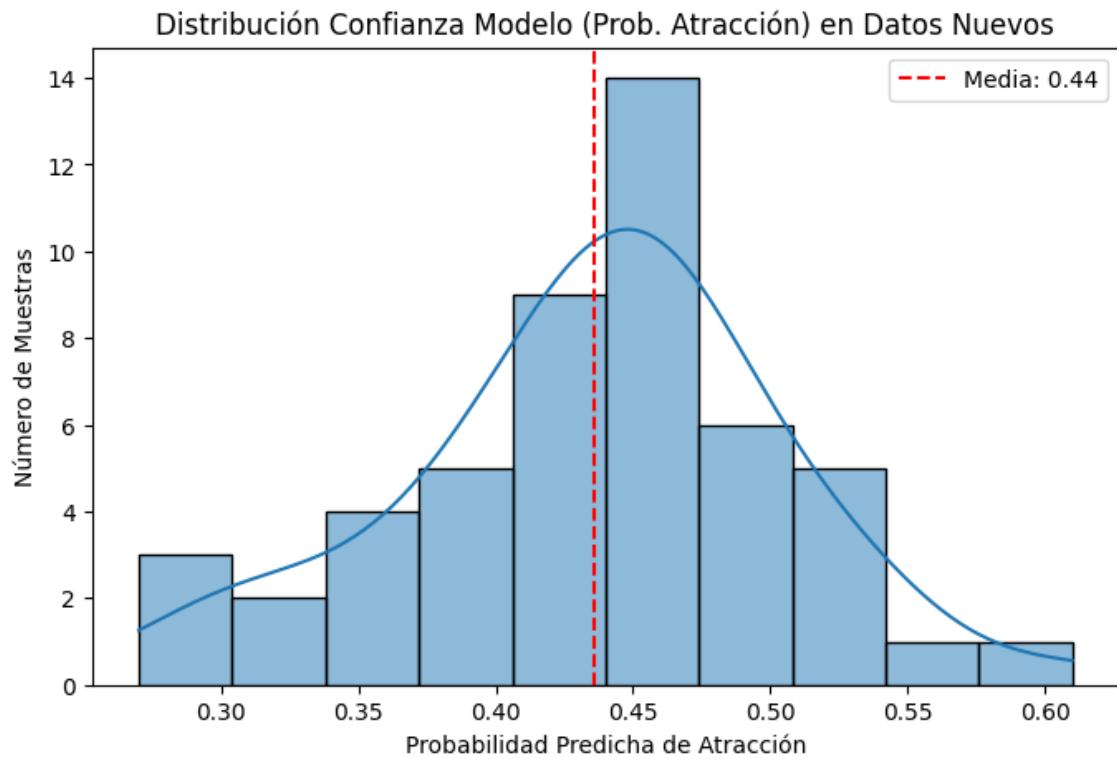
```
<ipython-input-6-35193253297e>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.436

Mediana: 0.445

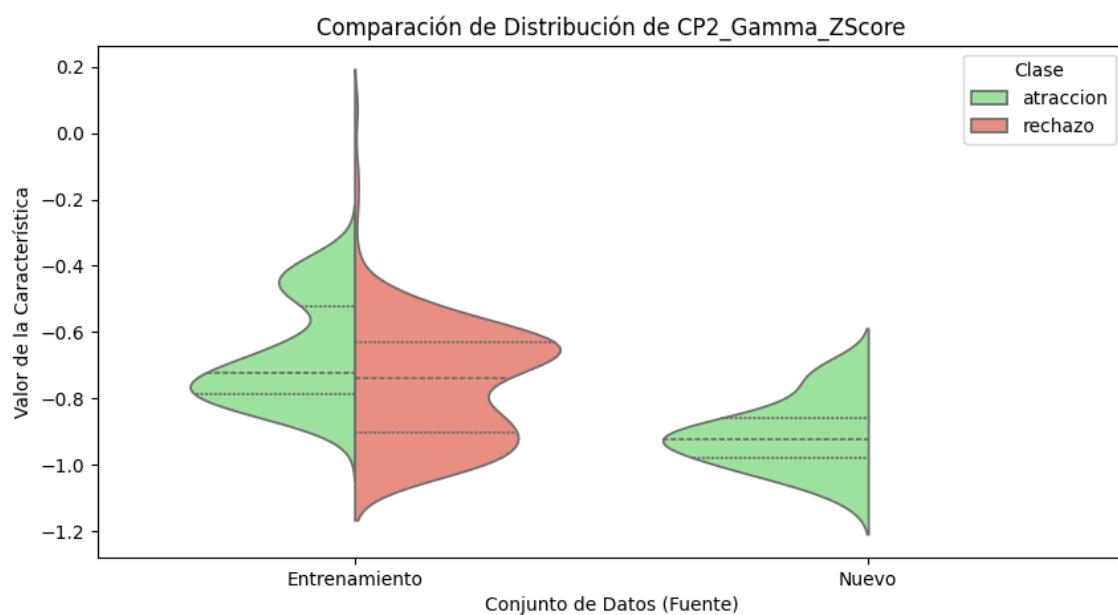
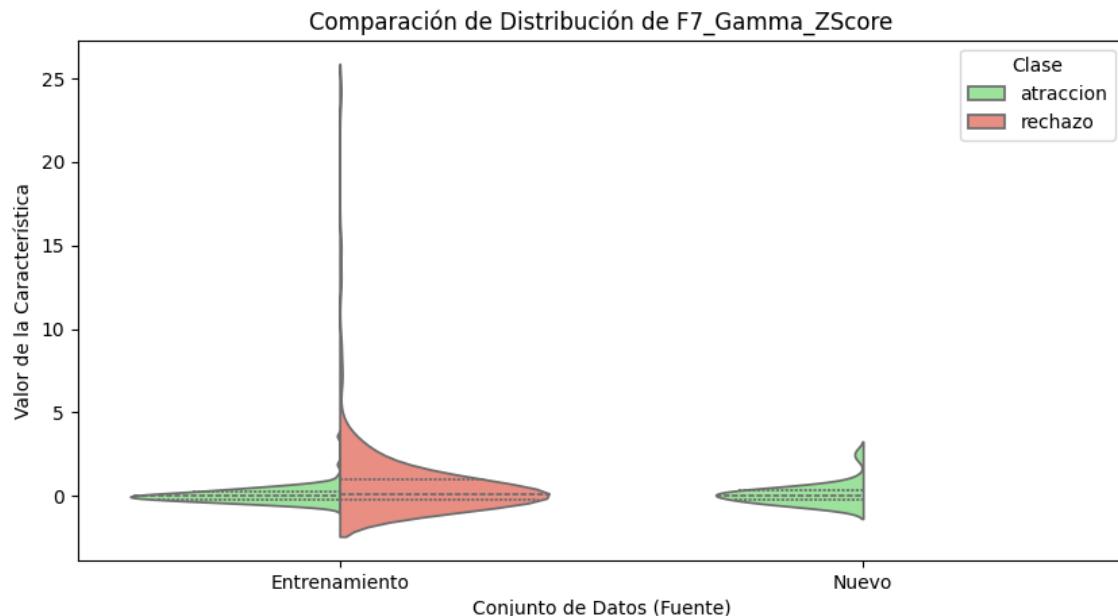
Mínima: 0.270

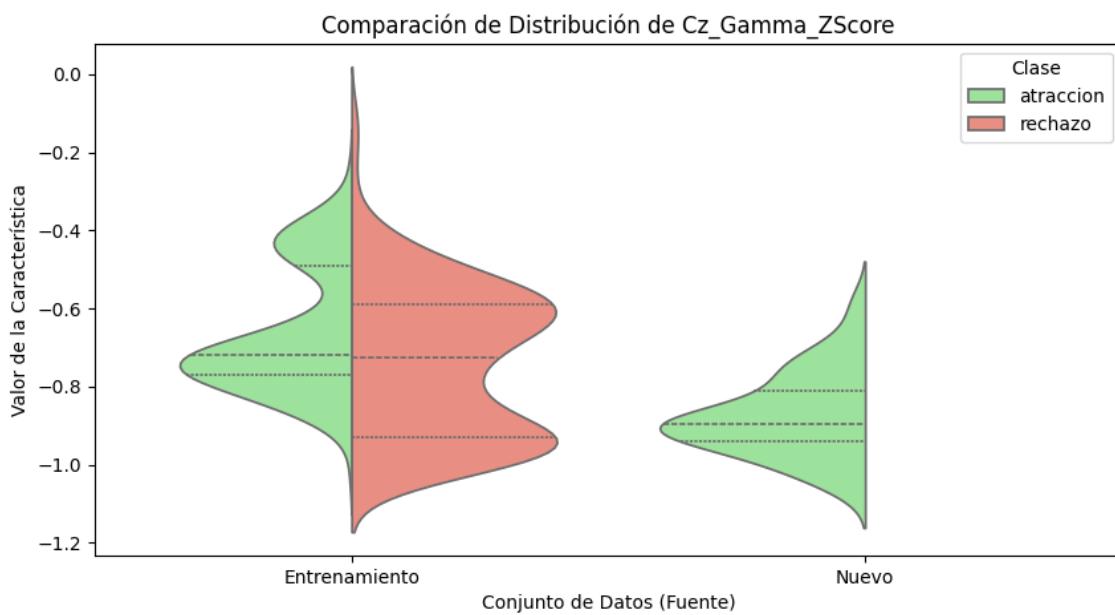
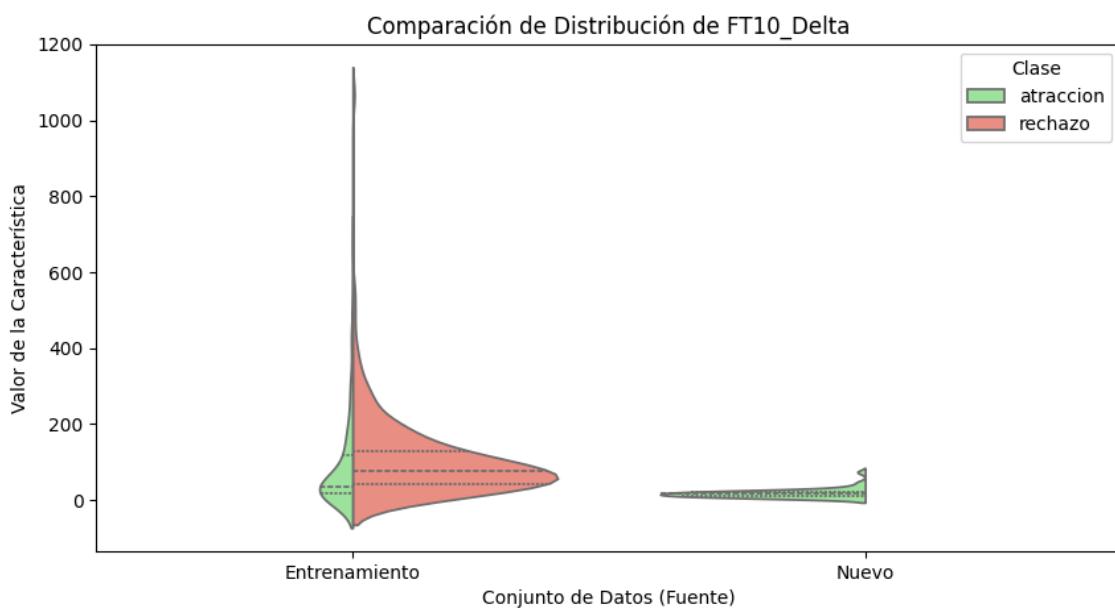
Máxima: 0.610

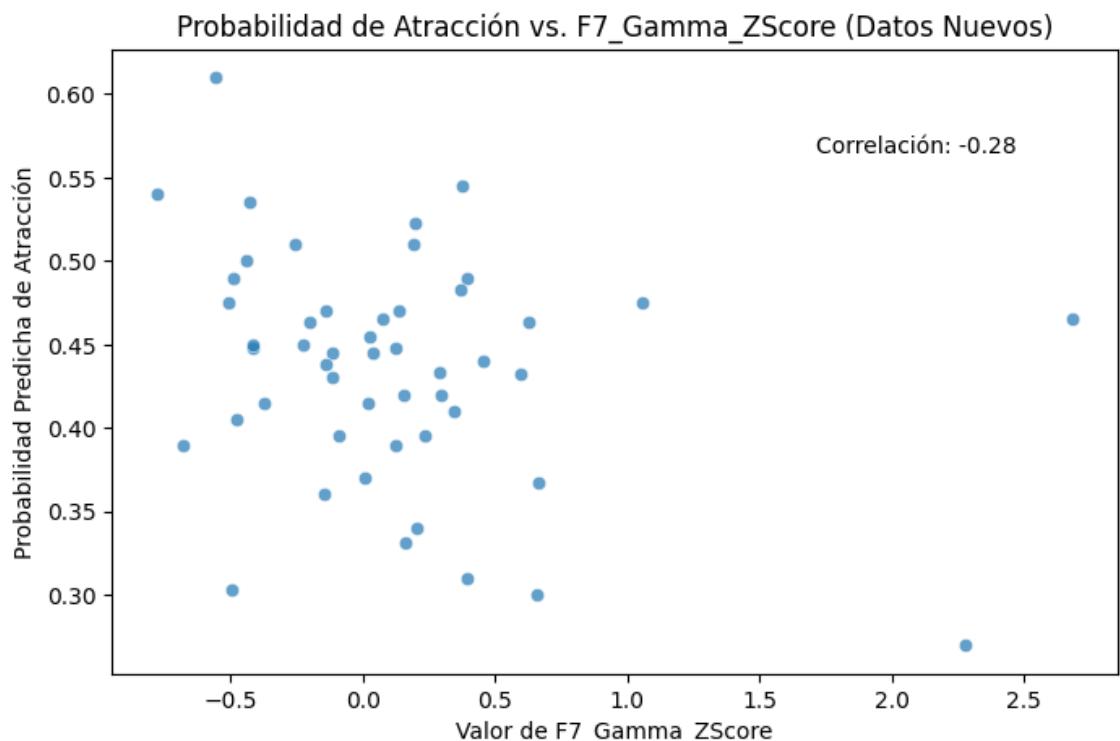
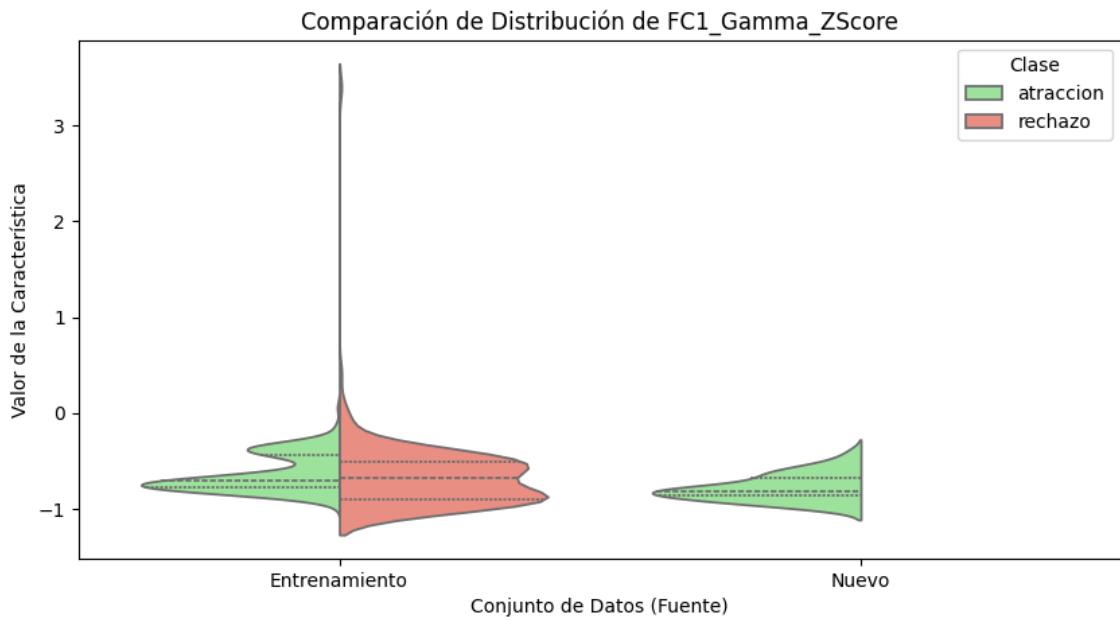
Desv. Estándar: 0.068

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 50
Media Prob. Atracción 0.436
Mediana Prob. Atracción 0.445
Desv. Est. Prob. Atracción 0.068
Mínima Prob. Atracción 0.270
Máxima Prob. Atracción 0.610
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 98.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	0.115 (\pm 0.627)	0.060 [0.586]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.910 (\pm 0.101)	-0.924 [0.121]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	17.535 (\pm 11.621)	16.181 [12.089]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.874 (\pm 0.106)	-0.895 [0.129]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.777 (\pm 0.136)	-0.812 [0.178]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High_Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.521 (\pm 0.262)	-0.590 [0.332]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.887 (\pm 0.110) -0.900 [0.124]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.781 (\pm 0.139) -0.814 [0.152]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 4.648 (\pm 1.825) 4.388 [2.199]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion 0.601 (\pm 0.736) 0.496 [0.887]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas —

LENGUA CONCRETO RUBEN

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

atraccion 29

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-7-c802468173fd>:64: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',  
order=conteo_predicciones.index)
```



Todas las muestras clasificadas con confianza ≥ 0.6 .

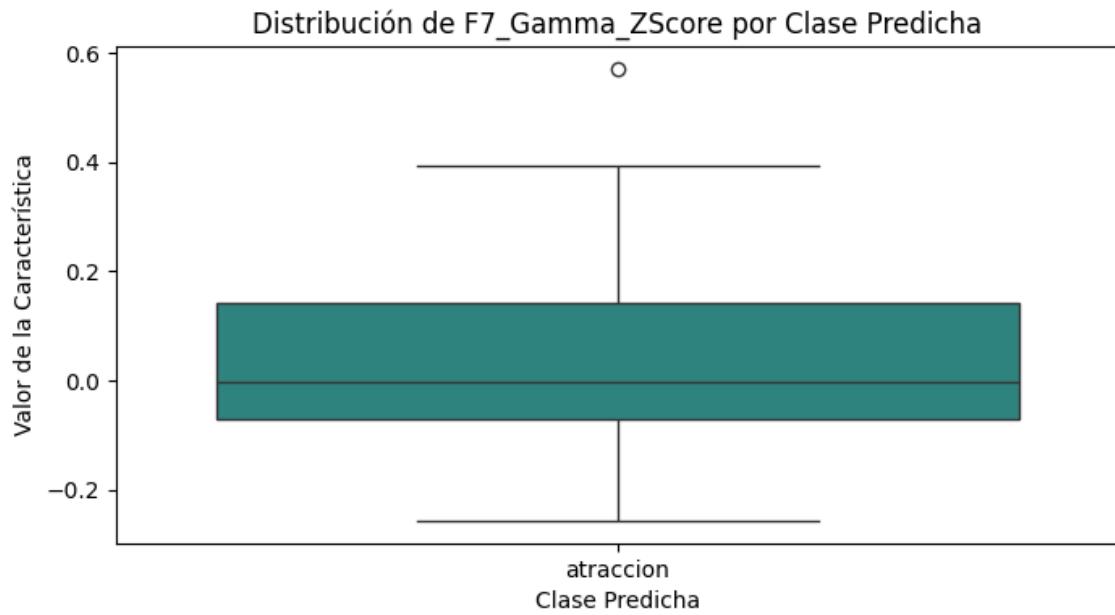
-- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos --

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

<ipython-input-7-c802468173fd>:98: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

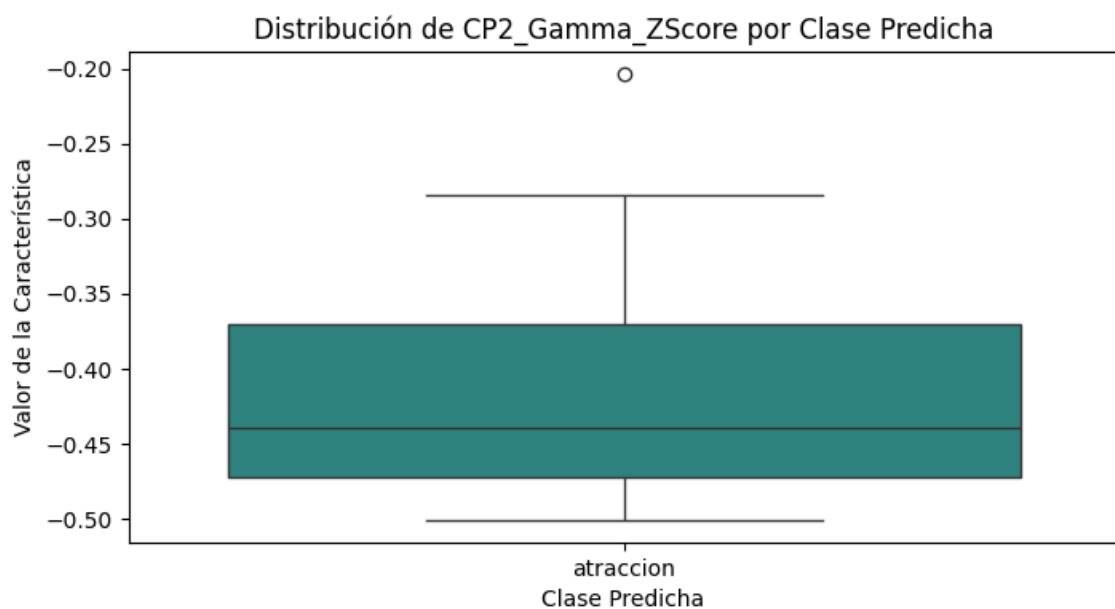
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



<ipython-input-7-c802468173fd>:98: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

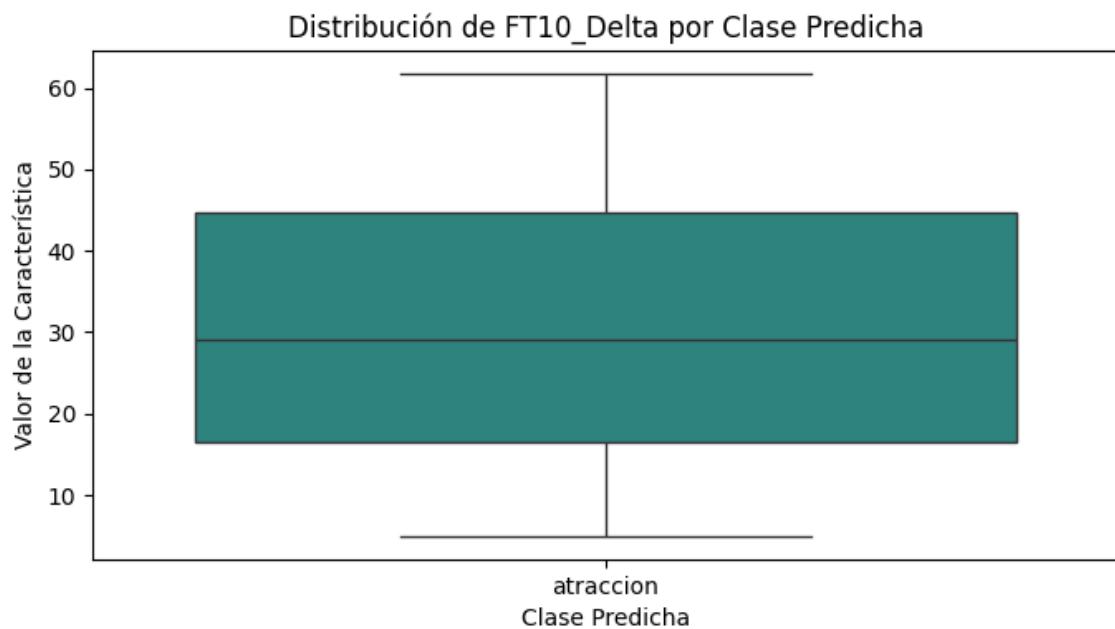
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-7-c802468173fd>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

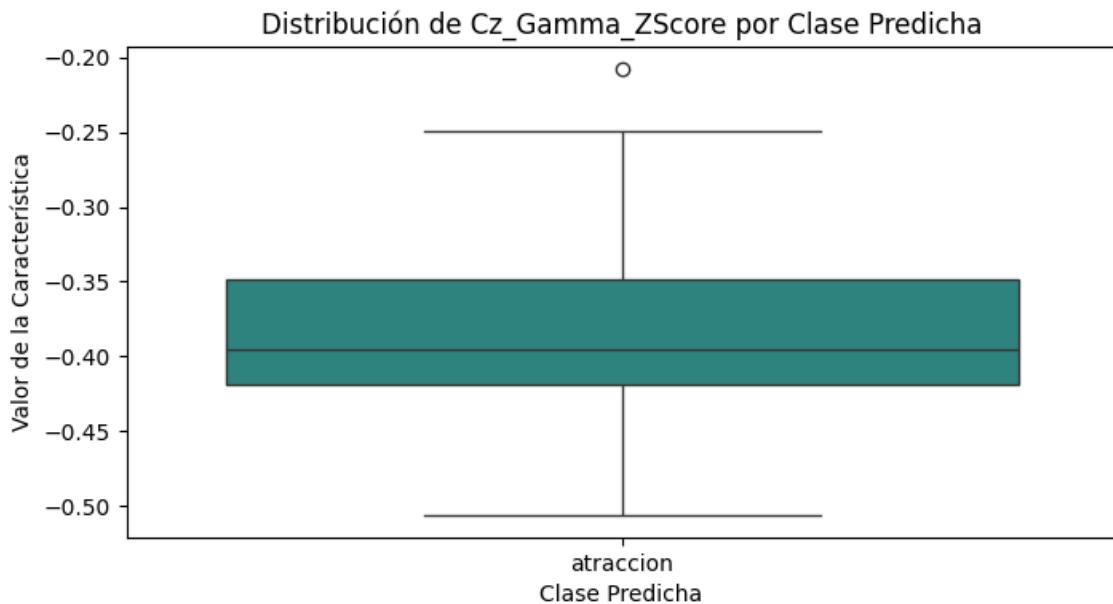
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-7-c802468173fd>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

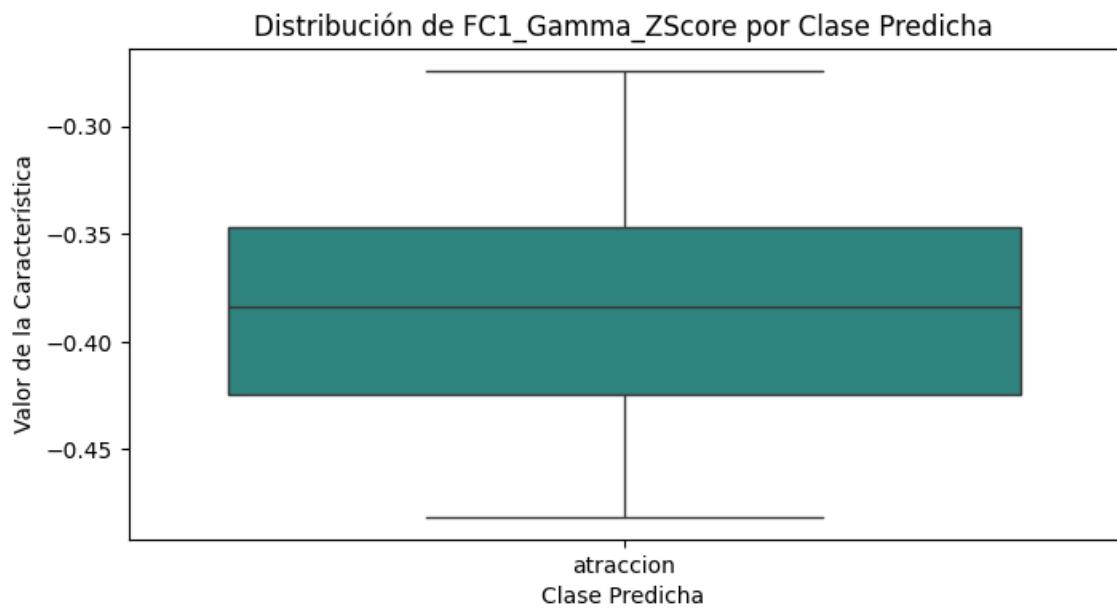
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



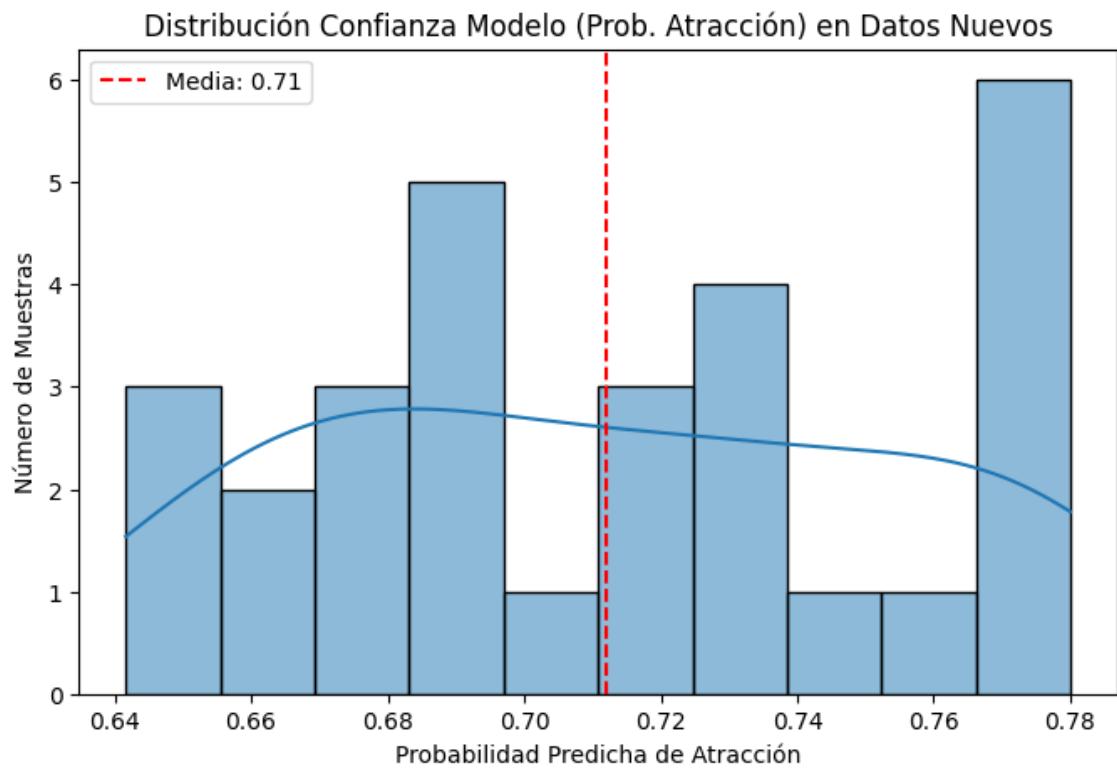
```
<ipython-input-7-c802468173fd>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.712

Mediana: 0.715

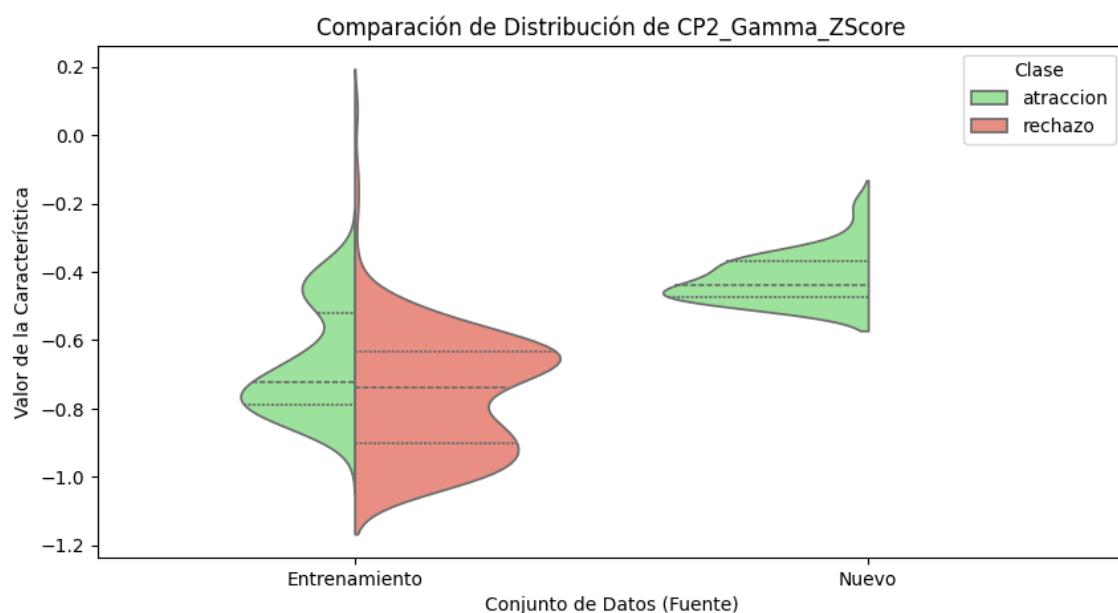
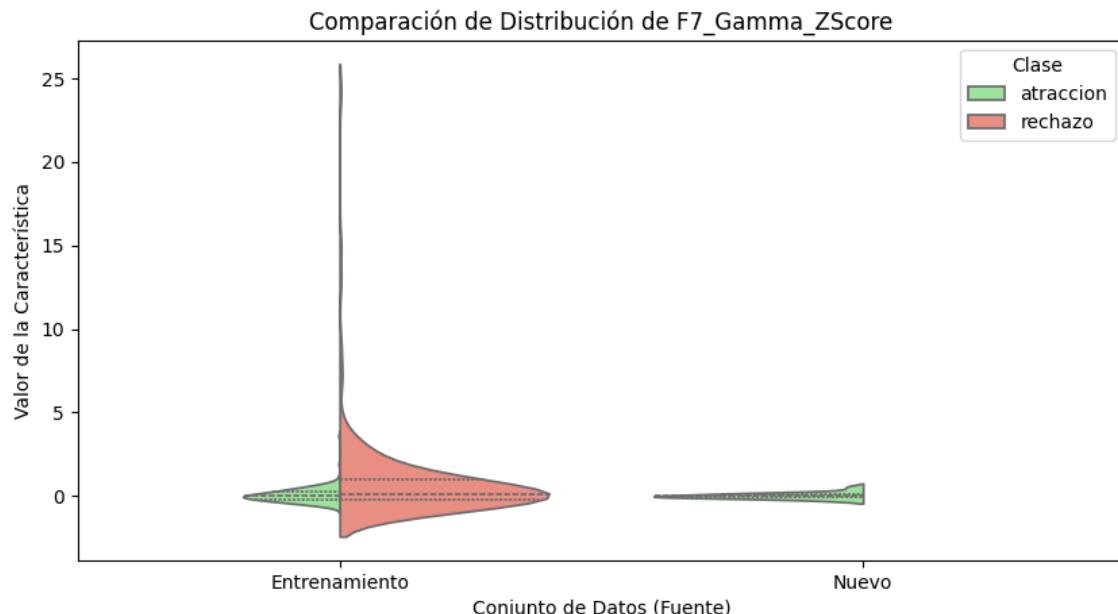
Mínima: 0.642

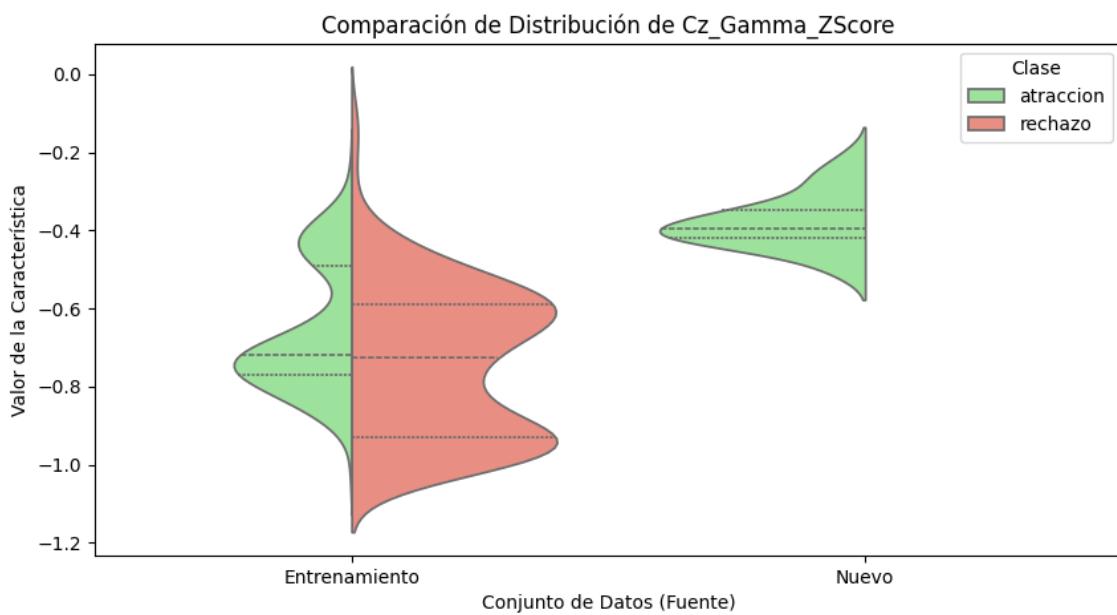
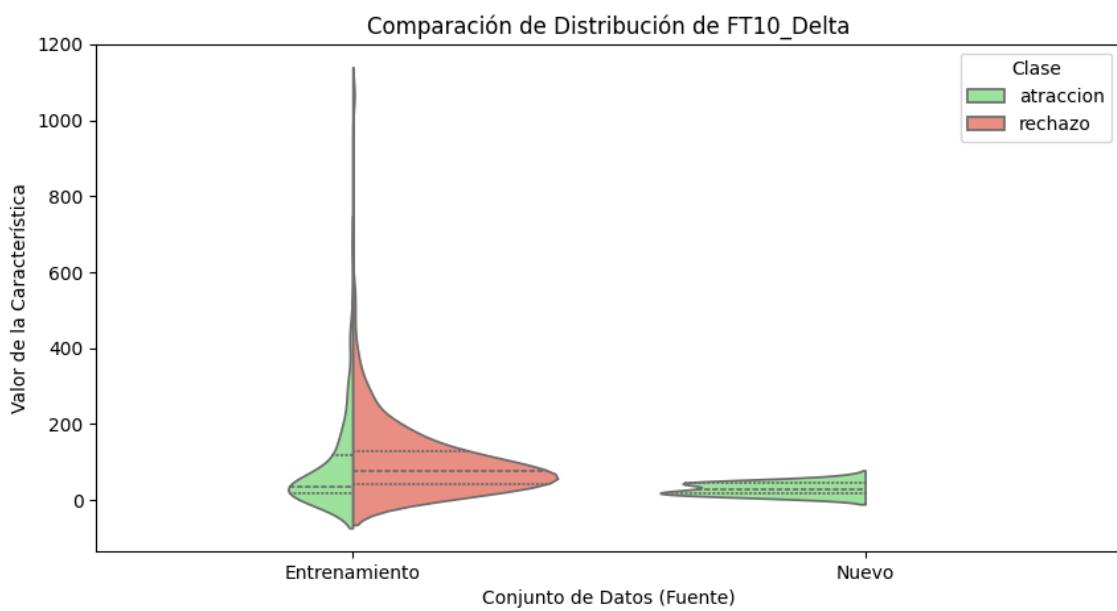
Máxima: 0.780

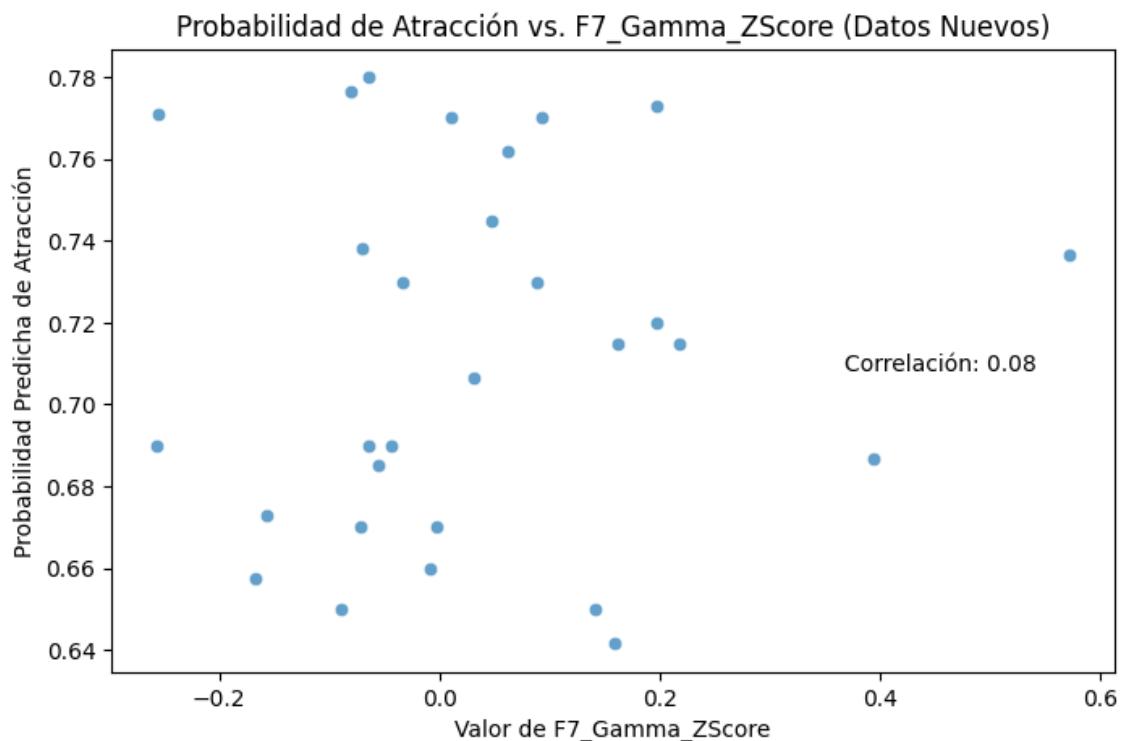
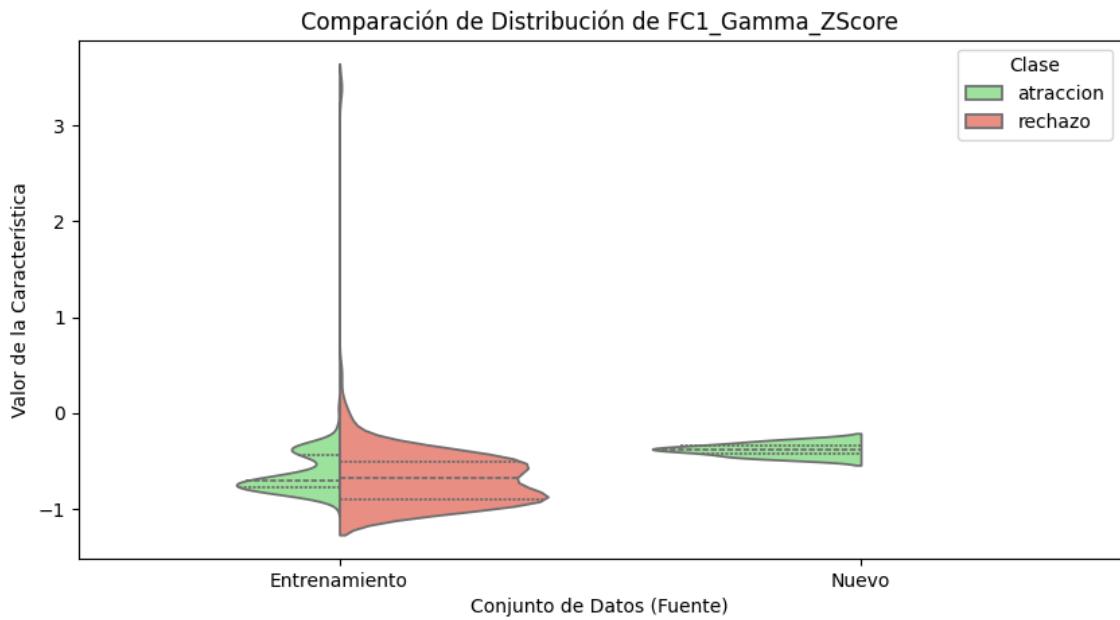
Desv. Estándar: 0.044

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 29

Media Prob. Atracción 0.712

Mediana Prob. Atracción 0.715

Desv. Est. Prob. Atracción 0.044

Mínima Prob. Atracción 0.642

Máxima Prob. Atracción 0.780

% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 0.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	0.033 (\pm 0.179)	-0.003 [0.211]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.417 (\pm 0.070)	-0.440 [0.102]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	29.657 (\pm 15.690)	29.108 [28.310]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.379 (\pm 0.070)	-0.396 [0.070]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.381 (\pm 0.061)	-0.384 [0.077]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High_Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.285 (\pm 0.266)	-0.372 [0.240]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.477 (\pm 0.035) -0.476 [0.034]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.359 (\pm 0.067) -0.370 [0.079]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 2.821 (\pm 1.033) 2.706 [1.165]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.140 (\pm 0.167) -0.158 [0.188]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas ---

LENGUA ABSTRACTO RUBEN

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

atraccion 45

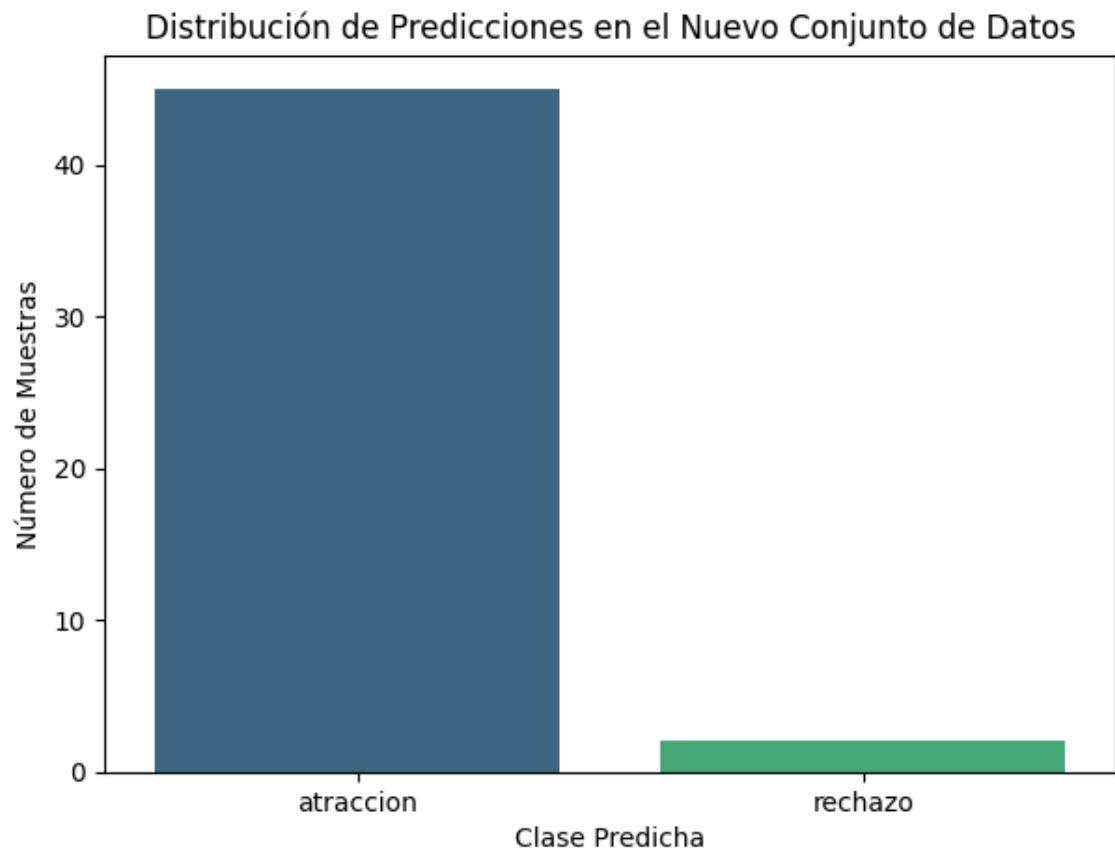
rechazo 2

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:64: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



11 Muestras clasificadas con baja confianza (prob < 0.6):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
3 atraccion 0.590000 0.410000
4 atraccion 0.567500 0.432500
5 atraccion 0.594000 0.406000
11 atraccion 0.586667 0.413333
16 atraccion 0.589333 0.410667
```

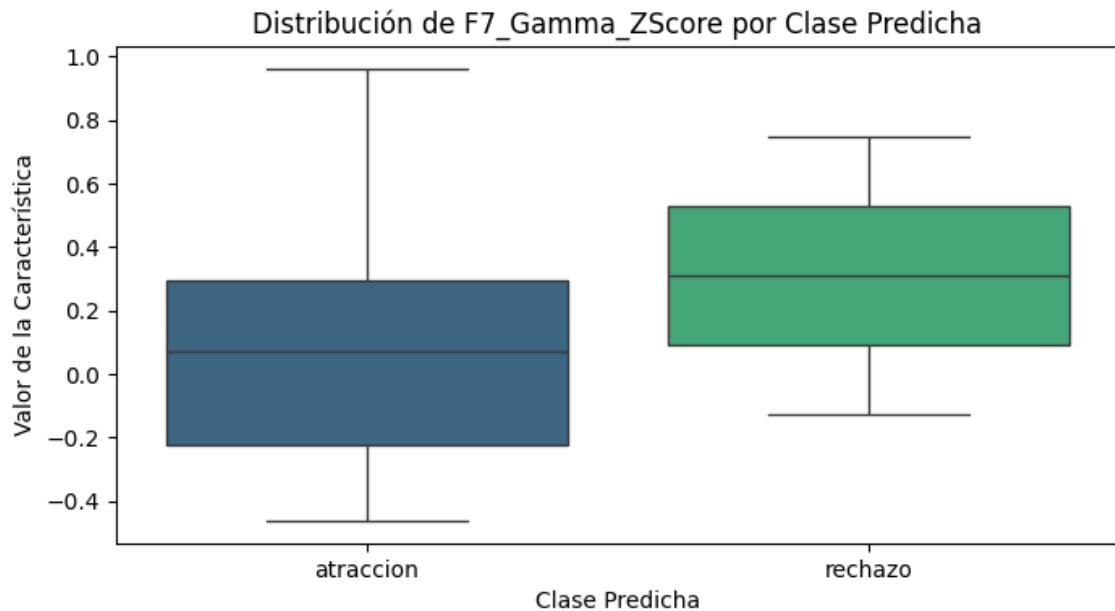
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:98: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same
effect.
```

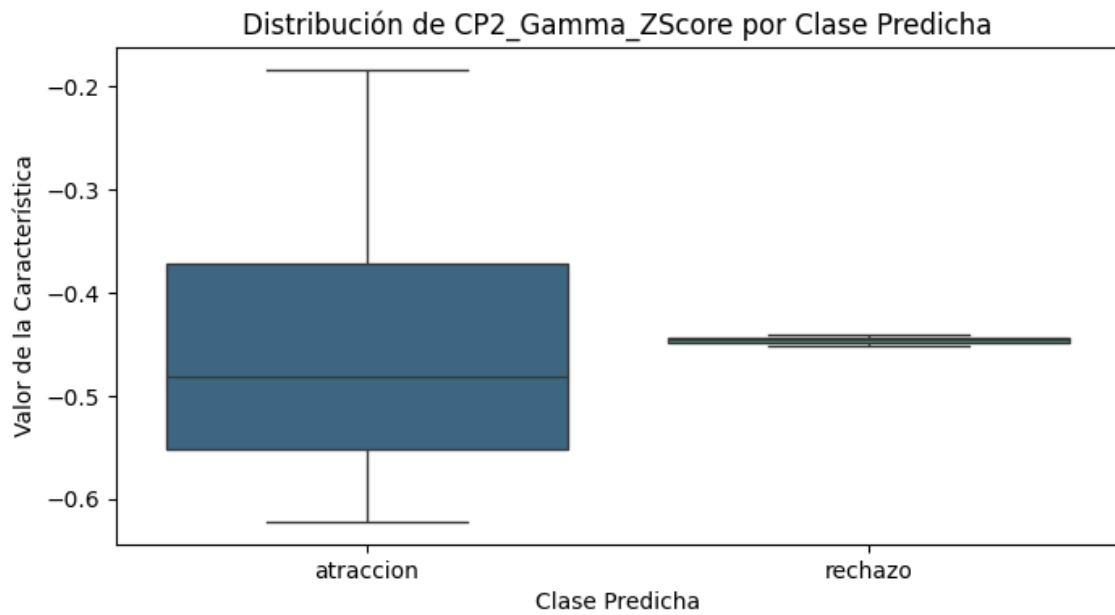
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

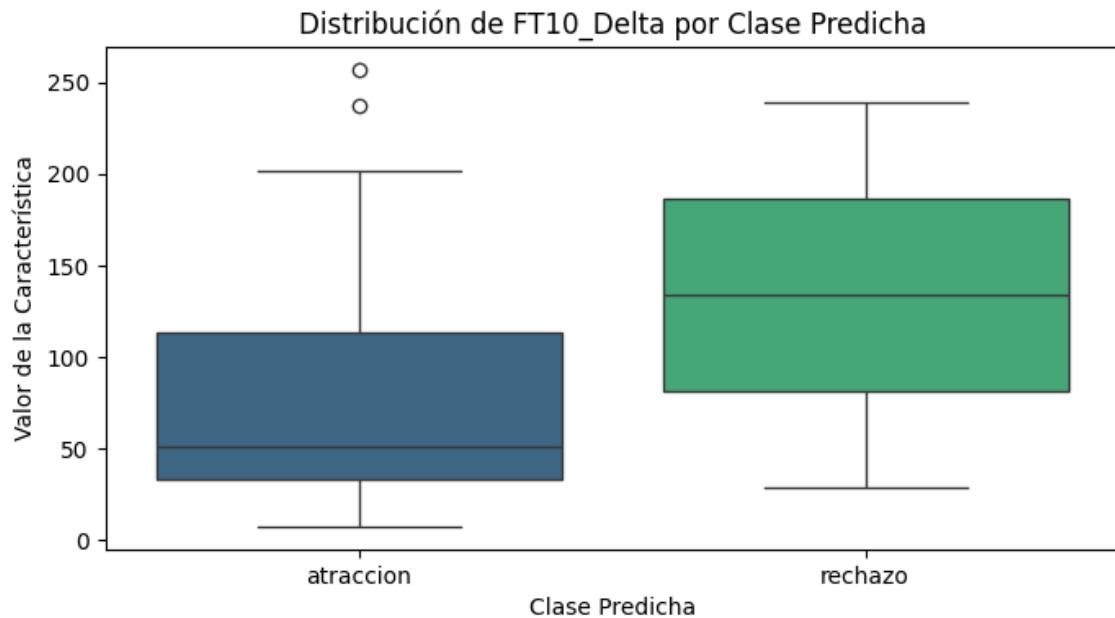
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

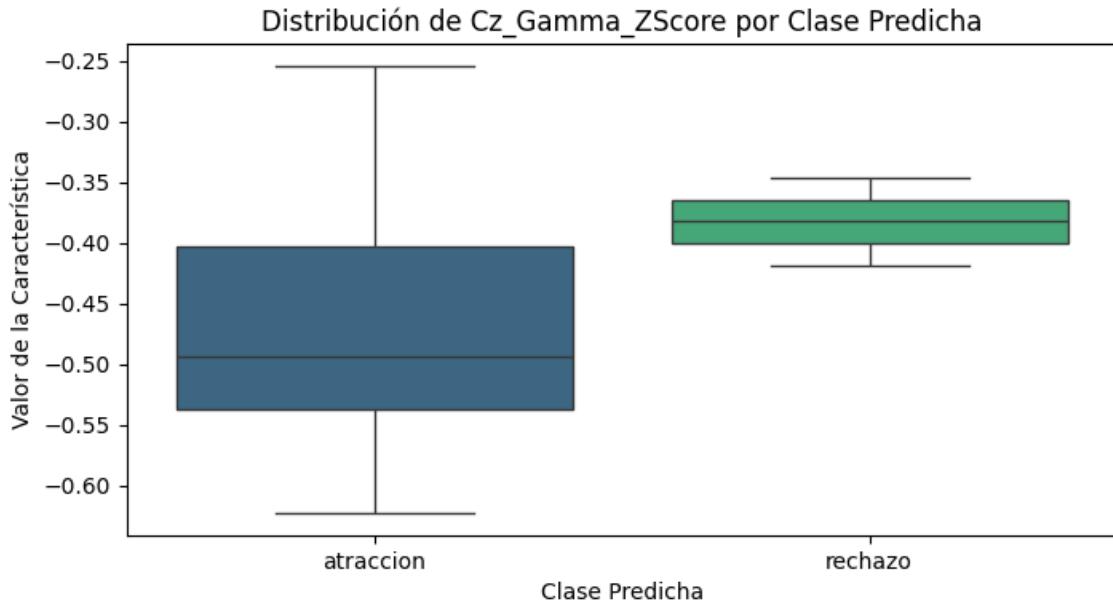
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

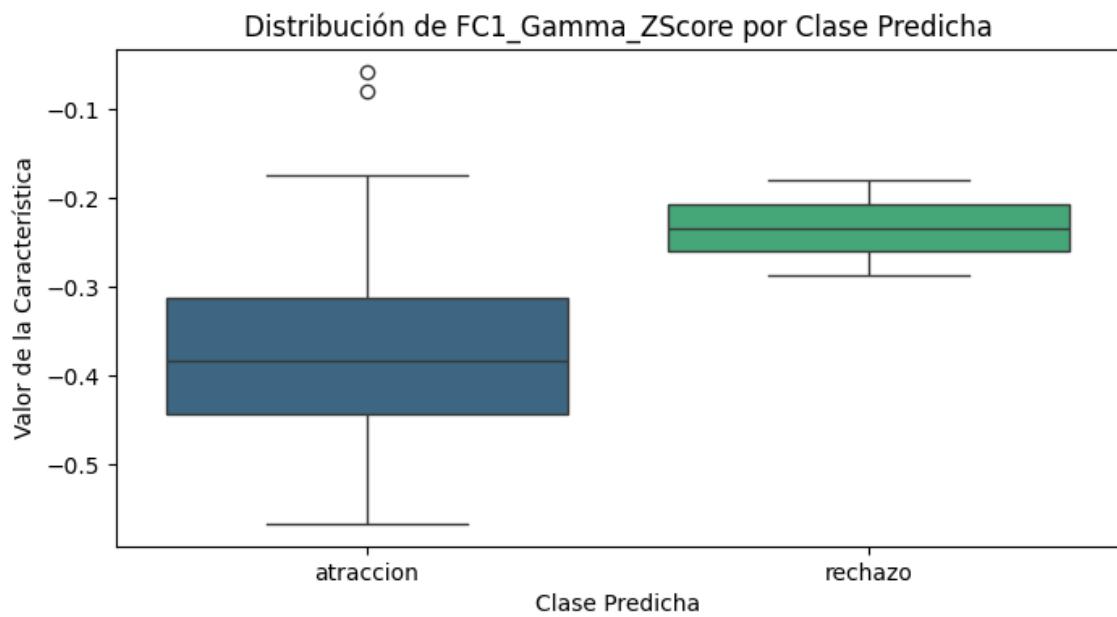
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



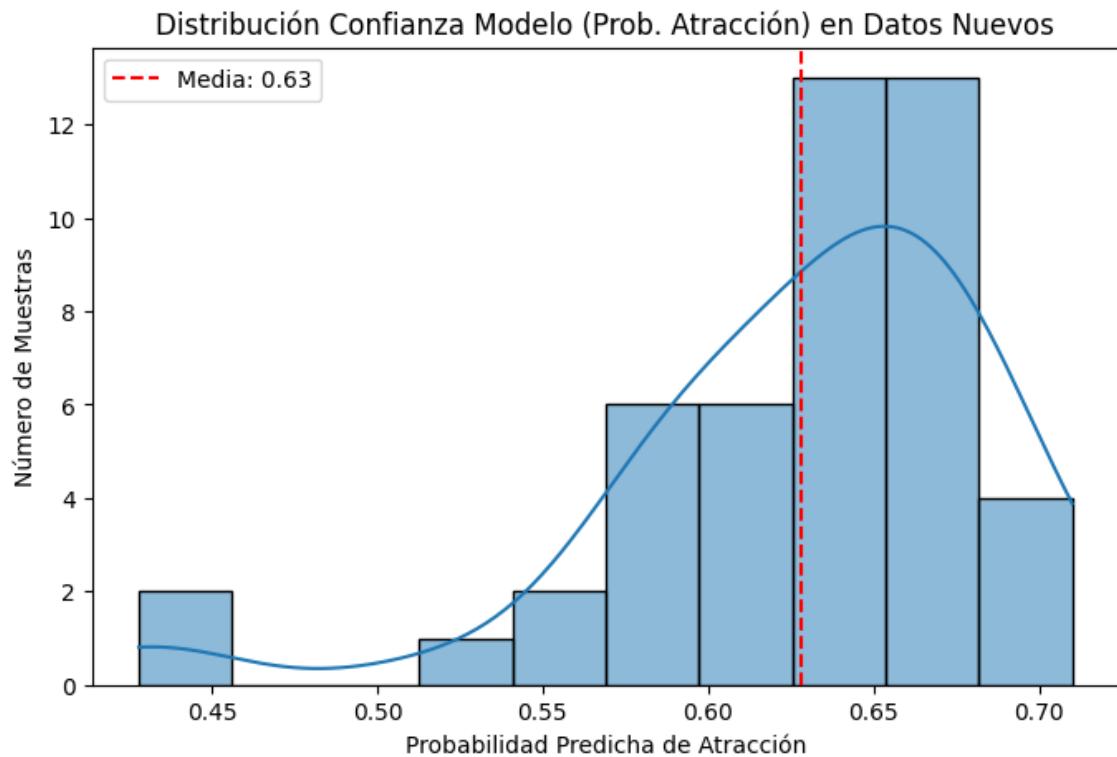
```
<ipython-input-8-d97d9fdaf9ce>:98: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.628

Mediana: 0.640

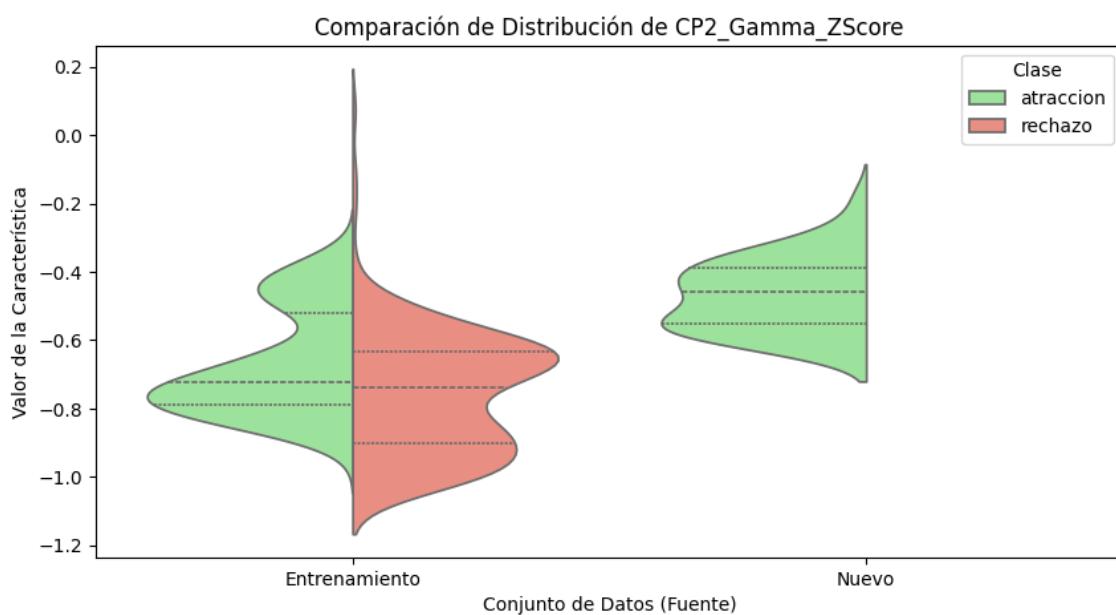
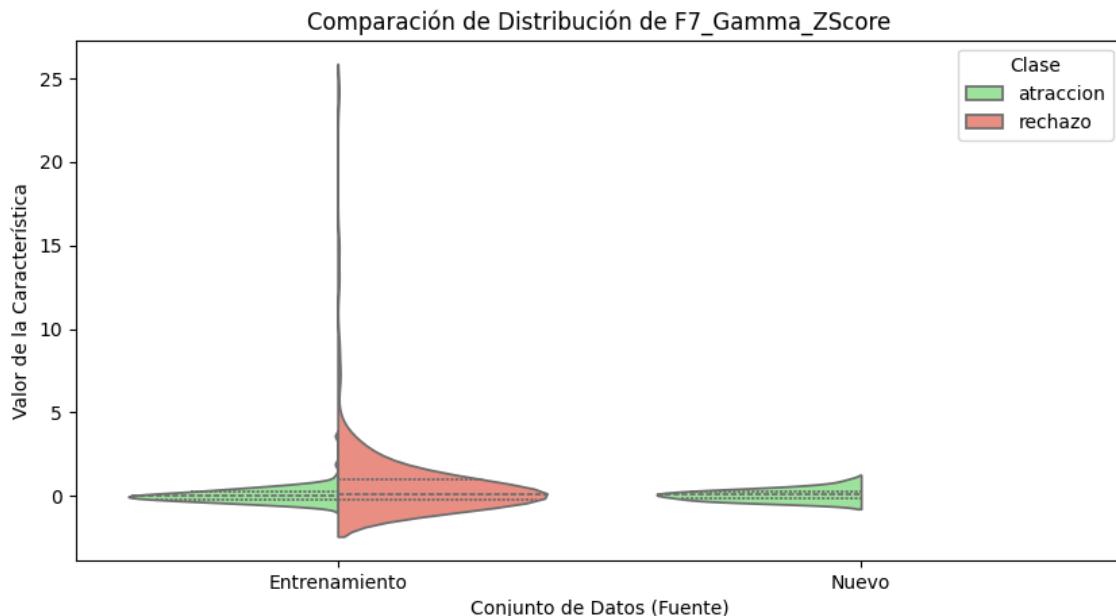
Mínima: 0.428

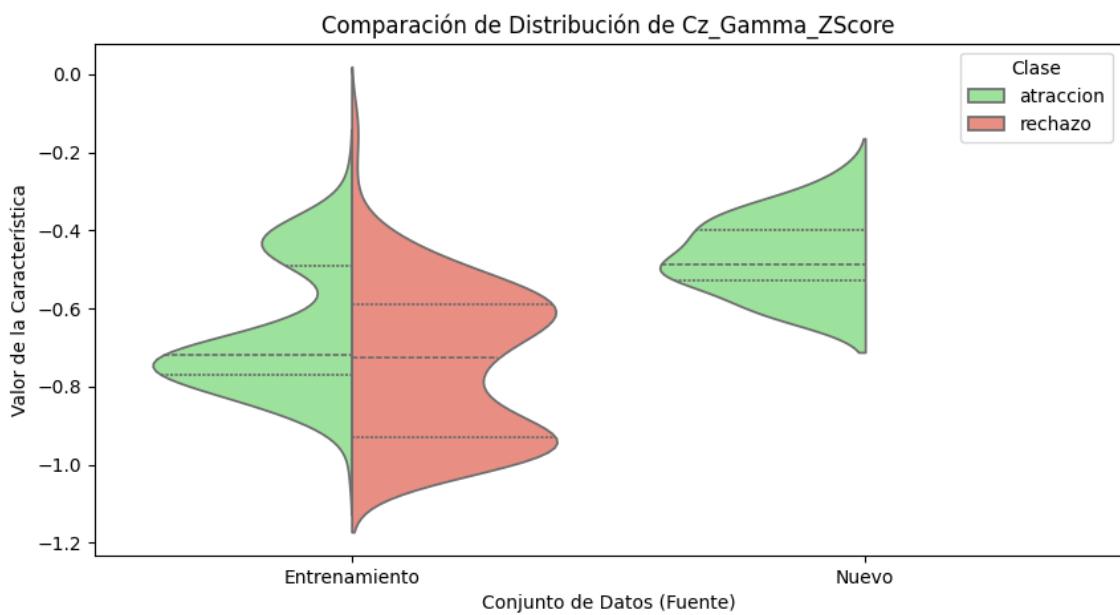
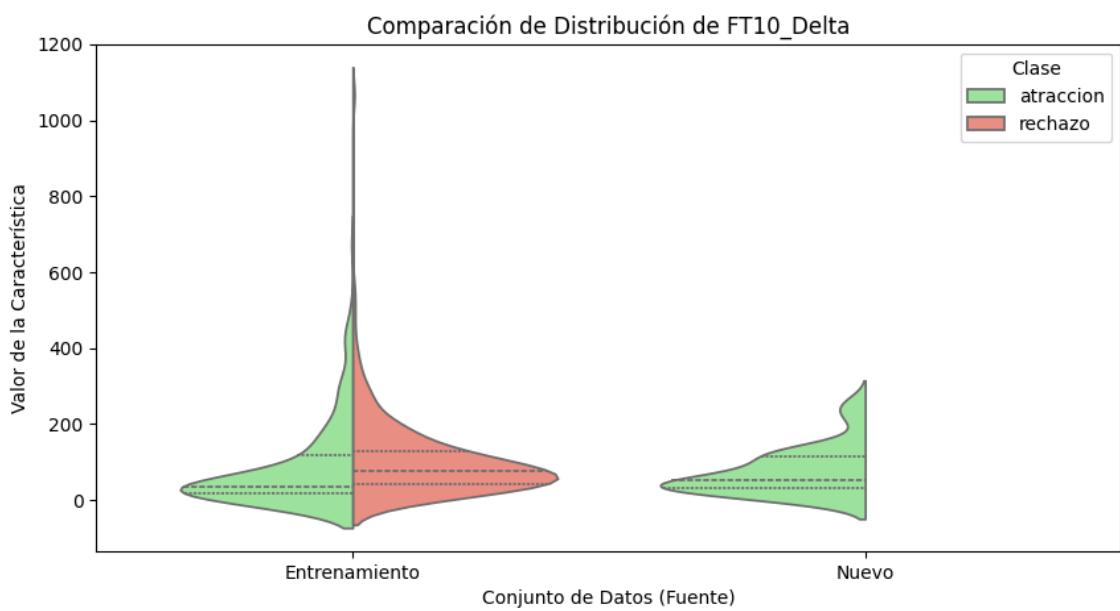
Máxima: 0.710

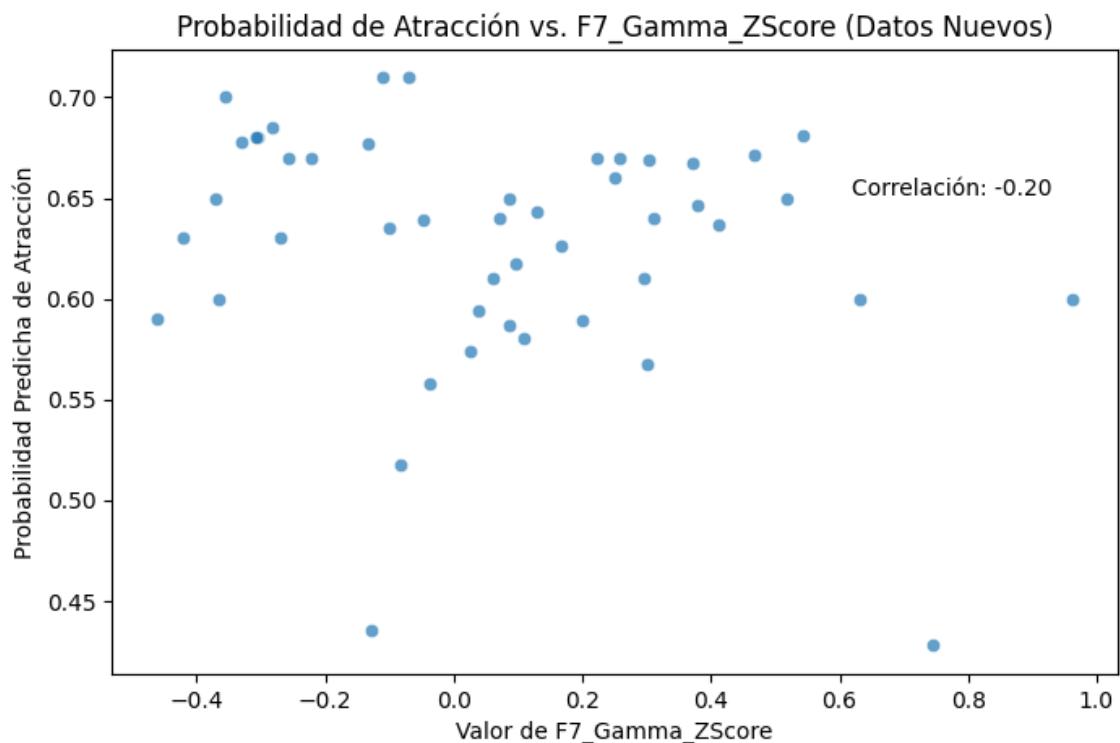
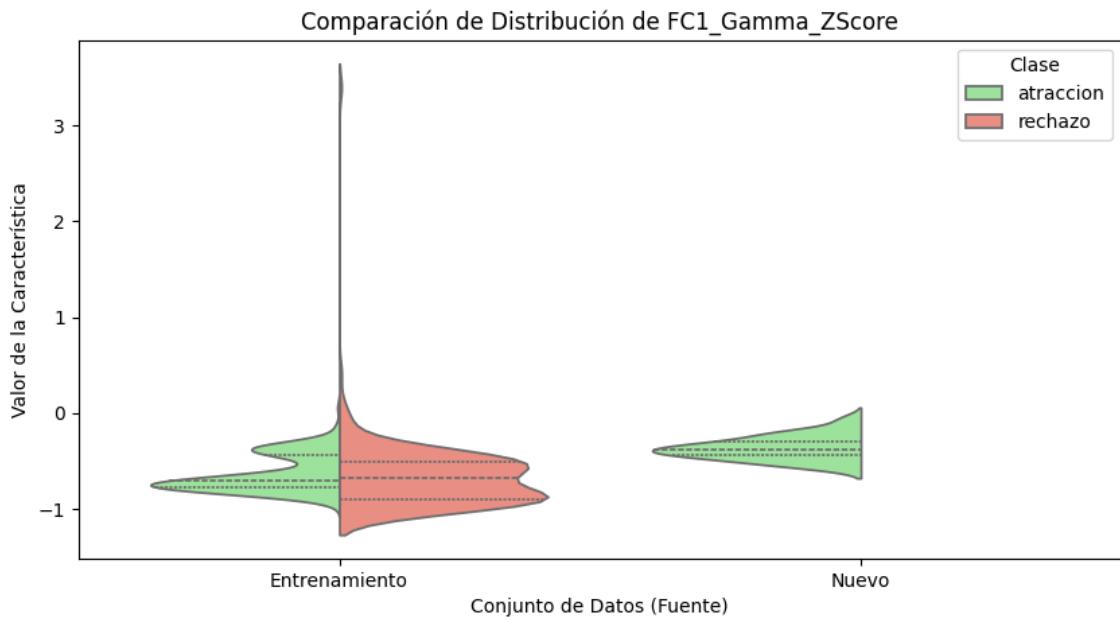
Desv. Estándar: 0.060

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 47
Media Prob. Atracción 0.628
Mediana Prob. Atracción 0.640
Desv. Est. Prob. Atracción 0.060
Mínima Prob. Atracción 0.428
Máxima Prob. Atracción 0.710
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 23.4%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	0.072 (\pm 0.329)	0.072 [0.477]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.467 (\pm 0.106)	-0.460 [0.163]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	76.035 (\pm 62.301)	51.090 [84.158]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.464 (\pm 0.097)	-0.486 [0.127]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.364 (\pm 0.122)	-0.378 [0.150]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High_Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.517 (\pm 0.266)	-0.582 [0.349]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.513 (\pm 0.099) -0.527 [0.120]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.463 (\pm 0.152) -0.491 [0.133]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 2.336 (\pm 0.660) 2.217 [0.965]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.104 (\pm 0.202) -0.140 [0.296]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas —

LENGUA CONCRETO MIREYA

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 37

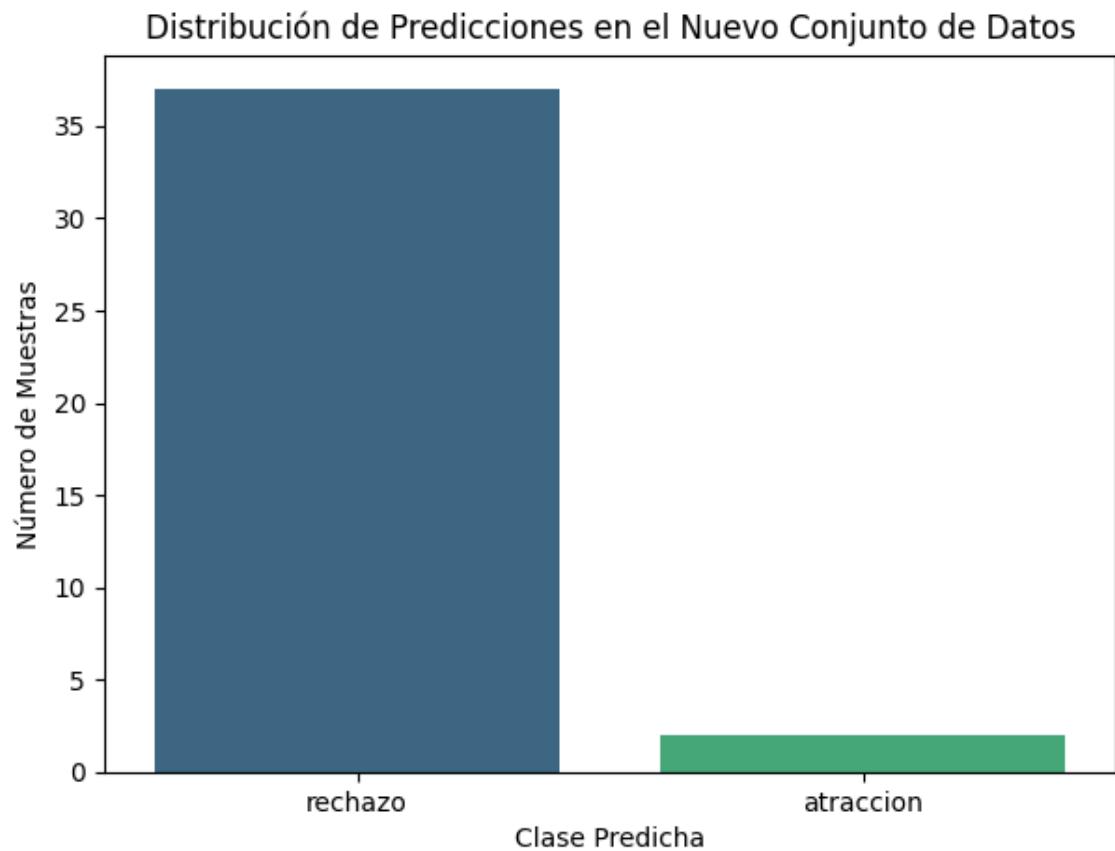
atraccion 2

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:65: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



27 Muestras clasificadas con baja confianza ($\text{prob} < 0.6$):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
0    rechazo      0.430000   0.570000
1    rechazo      0.458333   0.541667
2    rechazo      0.456000   0.544000
4    rechazo      0.460000   0.540000
5    rechazo      0.410000   0.590000
```

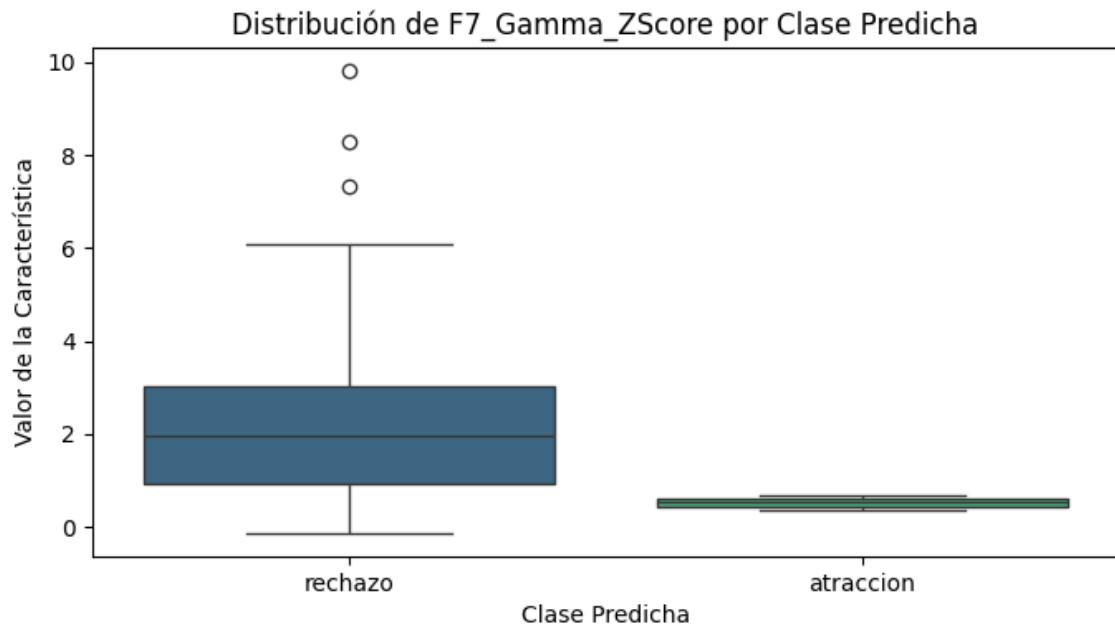
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:99: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same
effect.
```

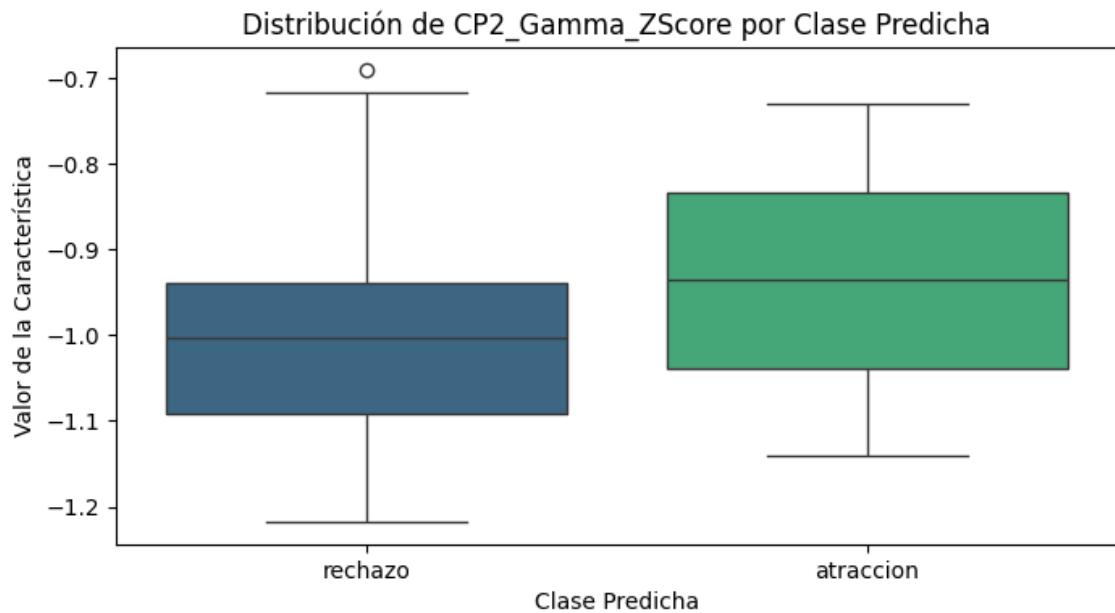
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

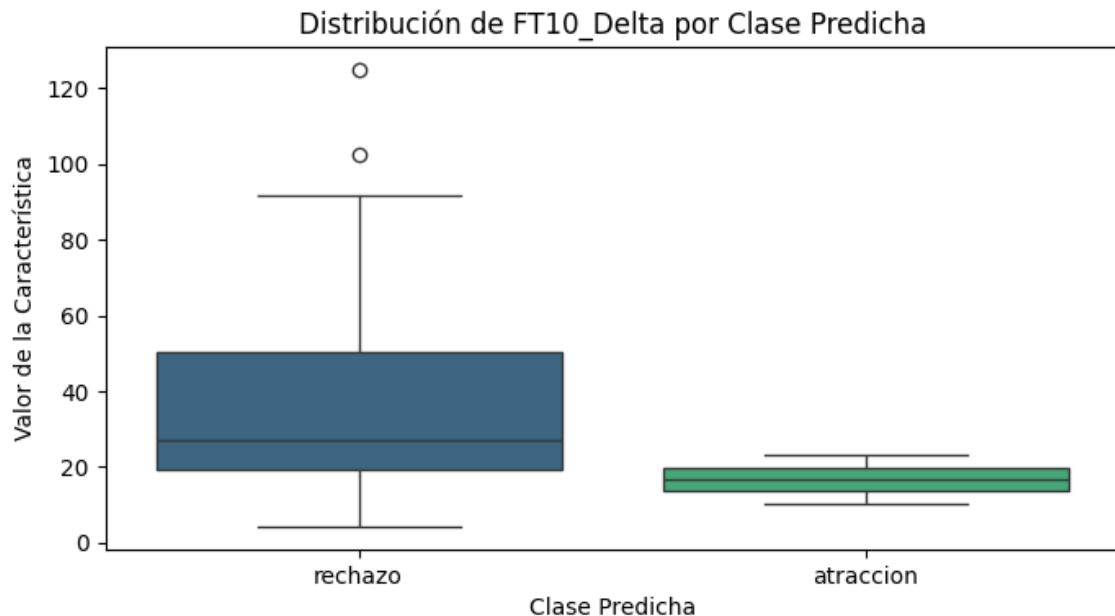
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

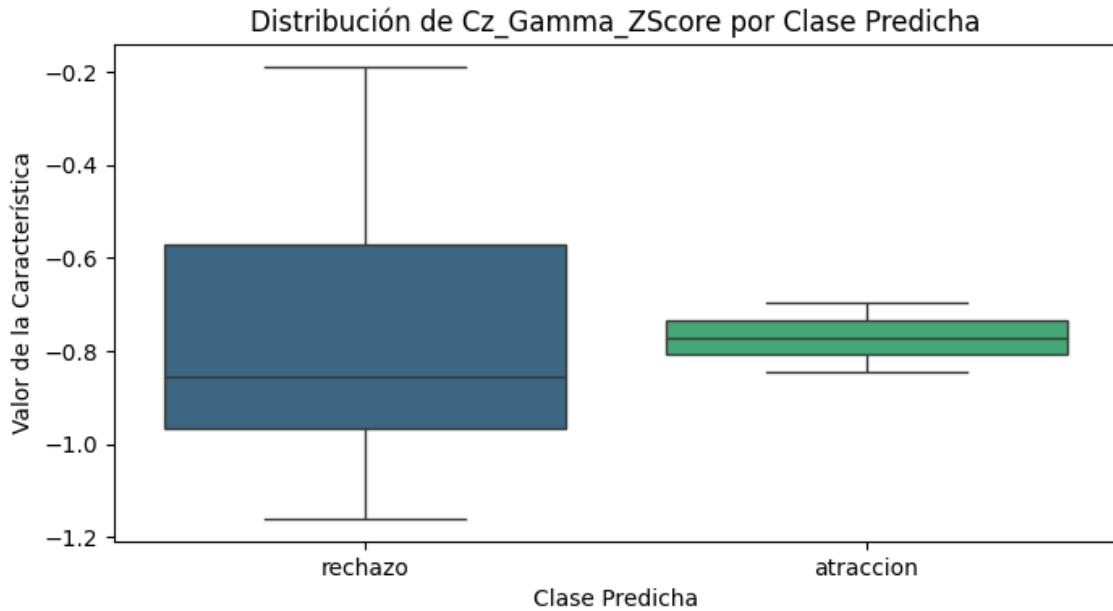
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

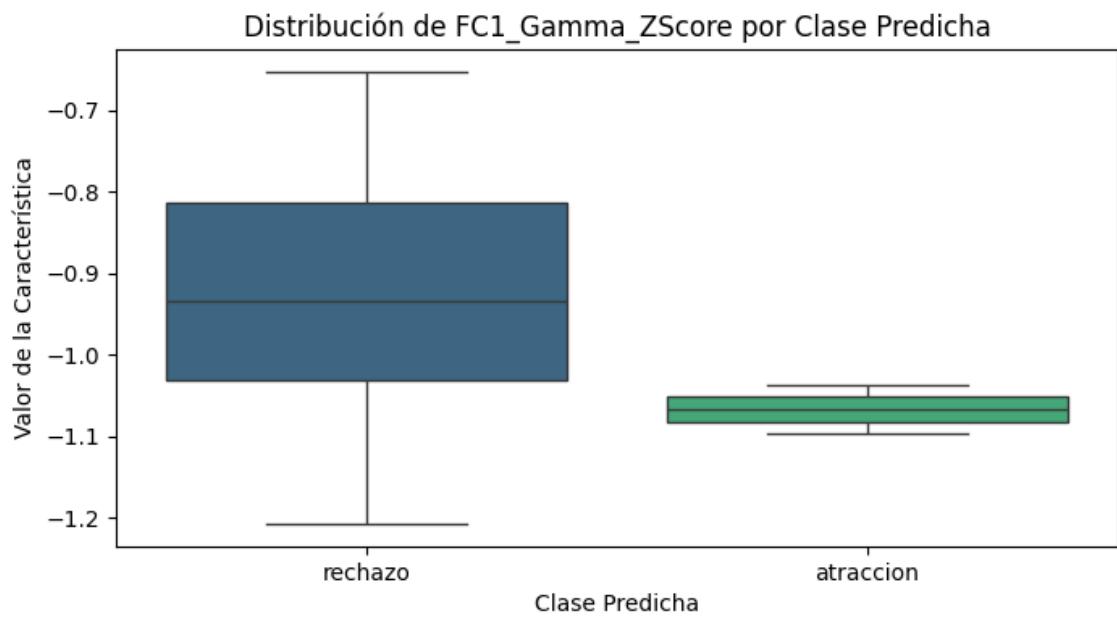
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



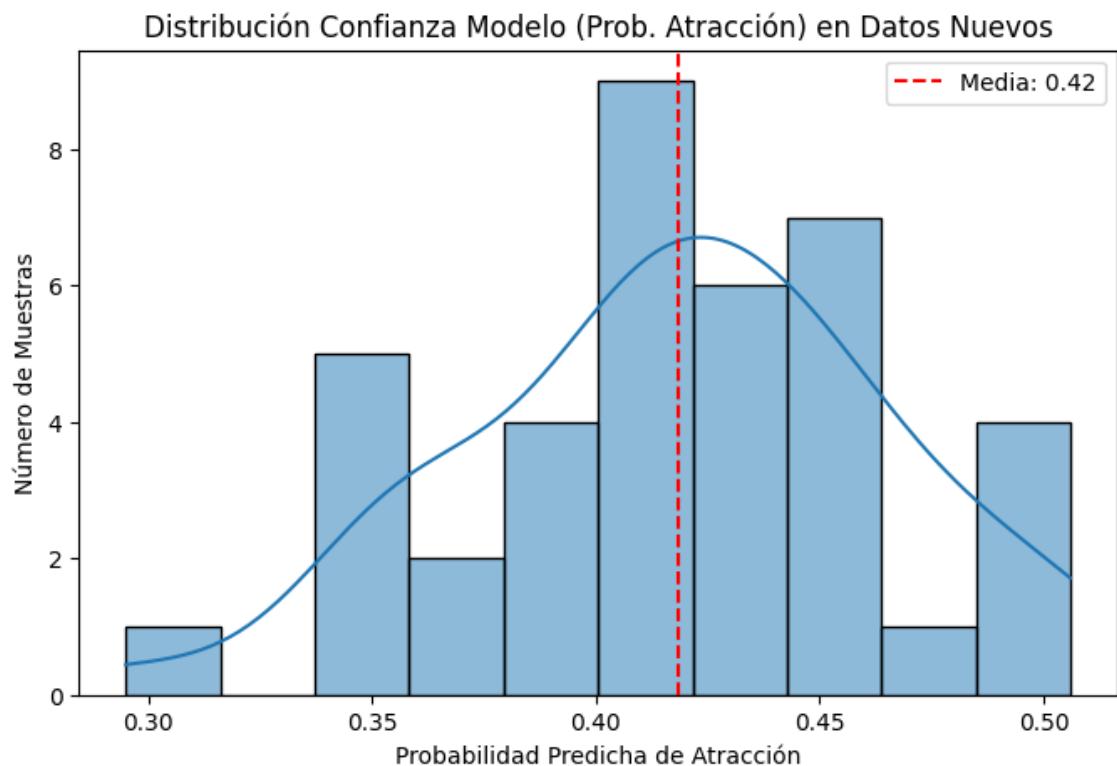
```
<ipython-input-10-7a79d5cbe422>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.419

Mediana: 0.420

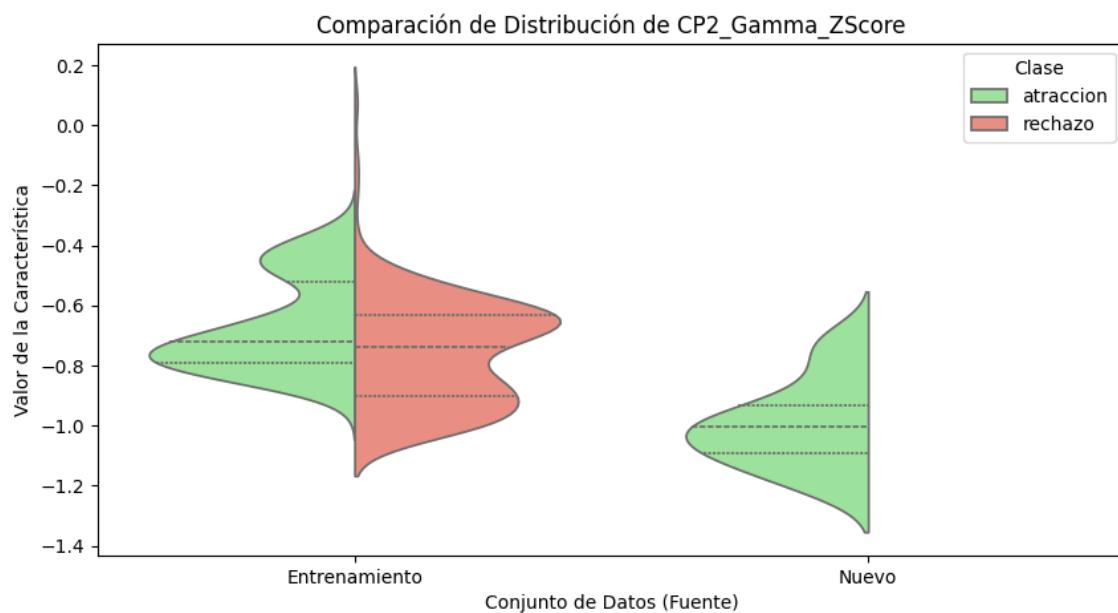
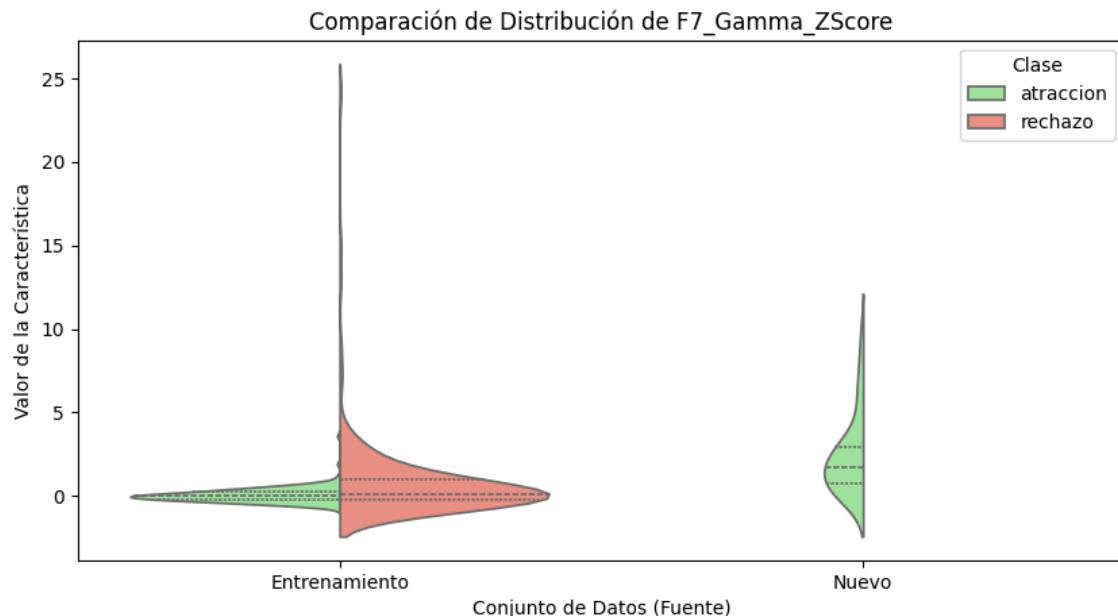
Mínima: 0.295

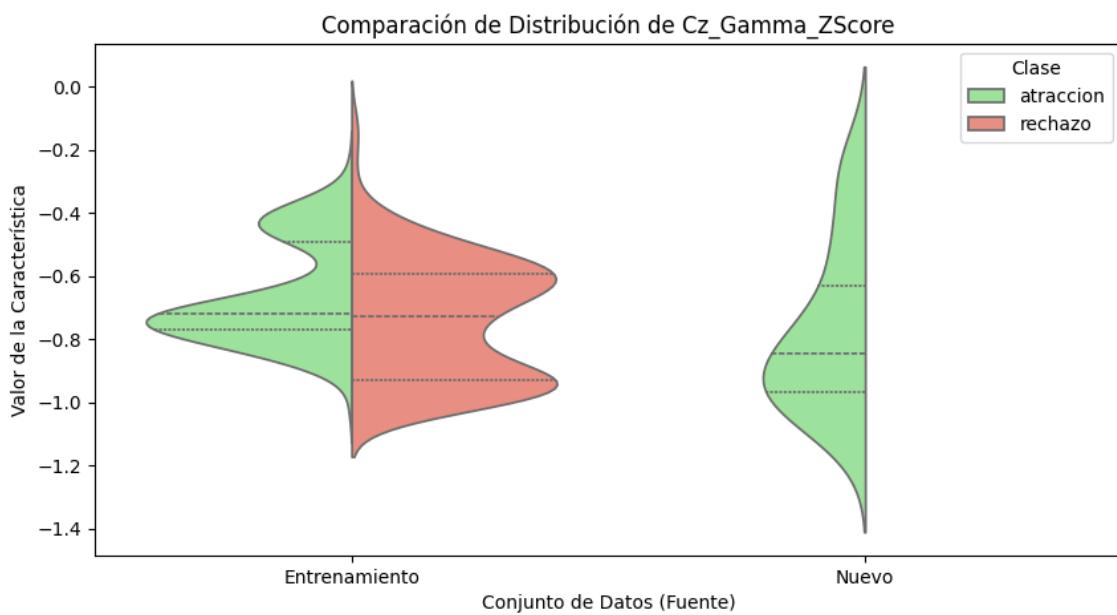
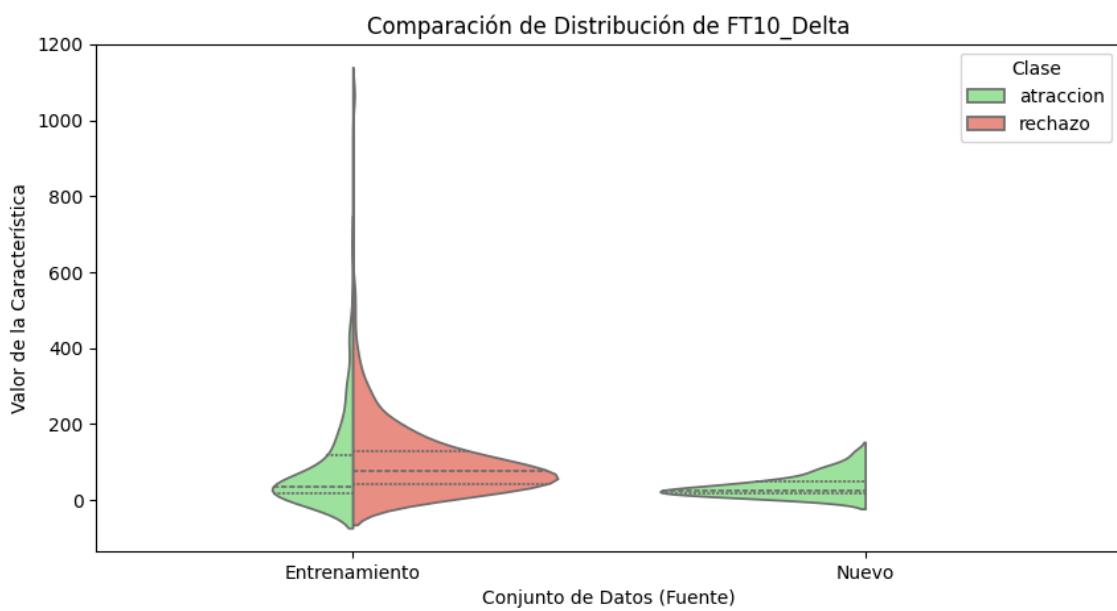
Máxima: 0.506

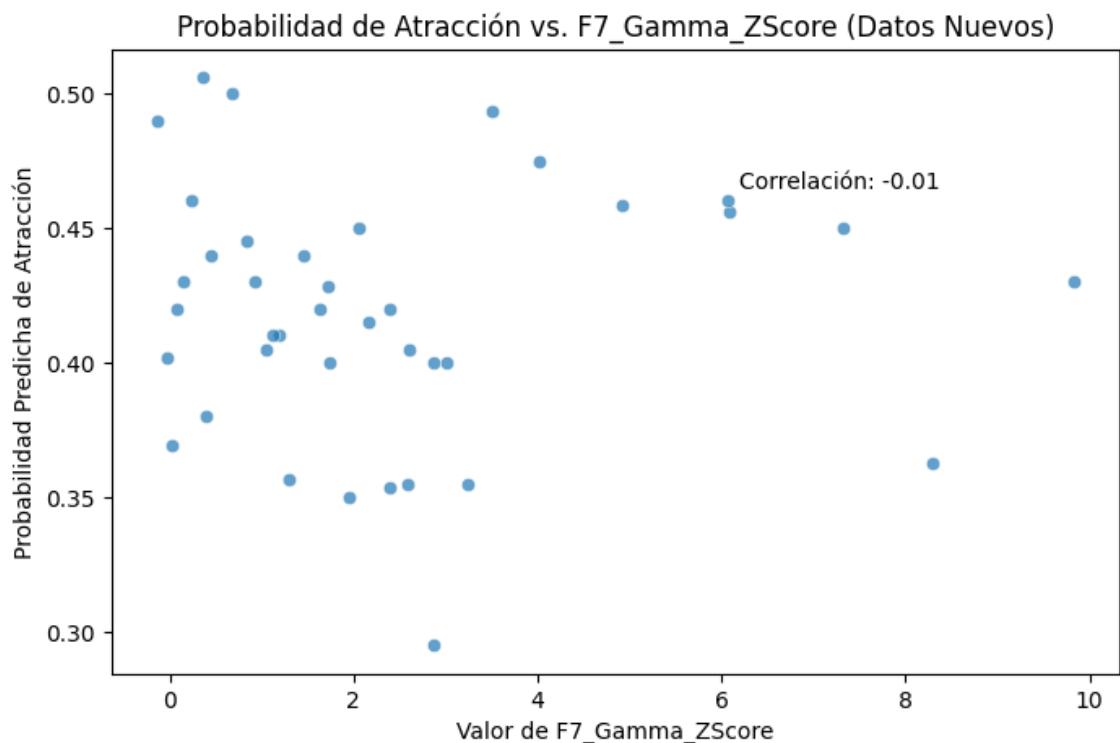
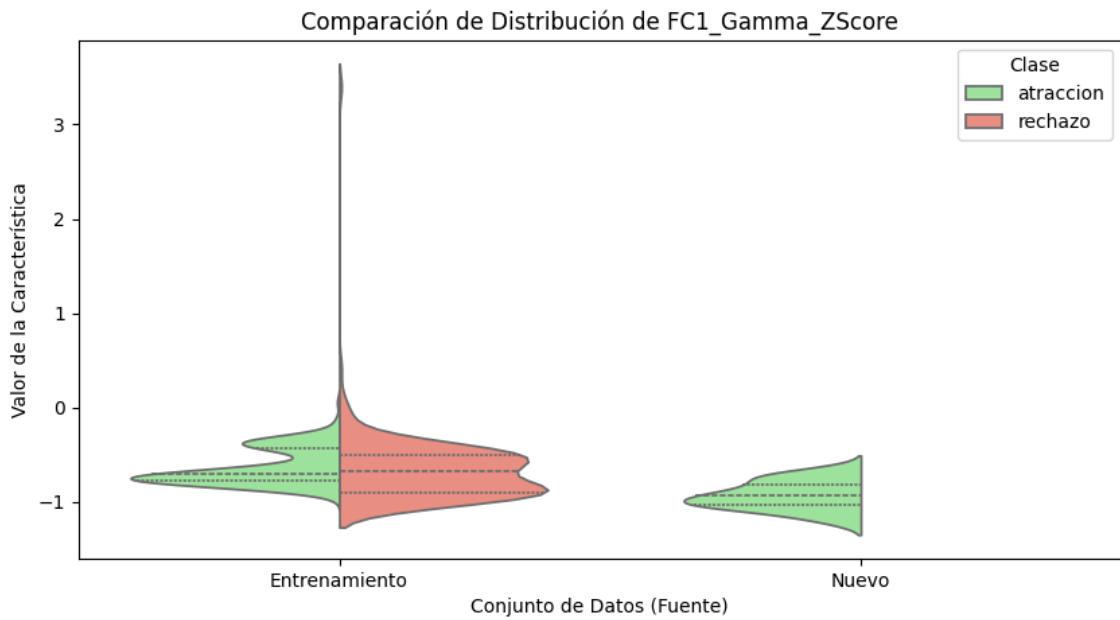
Desv. Estándar: 0.047

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 39
Media Prob. Atracción 0.419
Mediana Prob. Atracción 0.420
Desv. Est. Prob. Atracción 0.047
Mínima Prob. Atracción 0.295
Máxima Prob. Atracción 0.506
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 100.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	2.392 (\pm 2.376)	1.737 [2.181]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.997 (\pm 0.142)	-1.004 [0.160]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	38.134 (\pm 28.477)	24.515 [31.787]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.774 (\pm 0.262)	-0.844 [0.335]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.931 (\pm 0.149)	-0.936 [0.214]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High_Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.830 (\pm 0.372)	-0.936 [0.301]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.748 (\pm 0.232) -0.751 [0.249]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.861 (\pm 0.223) -0.887 [0.233]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 1.943 (\pm 0.676) 1.830 [0.796]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.543 (\pm 0.330) -0.599 [0.389]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas —

LENGUA ABSTRACTO MIREYA

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 28

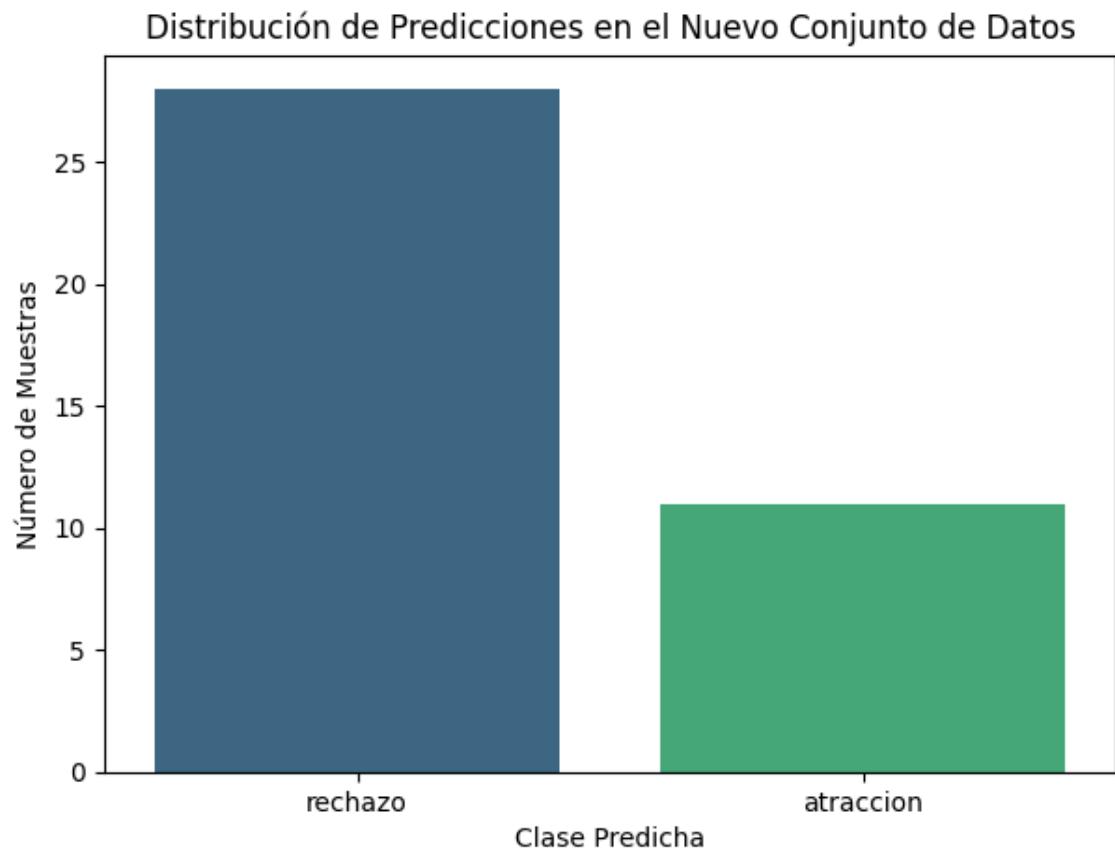
atraccion 11

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:65: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',  
order=conteo_predicciones.index)
```



28 Muestras clasificadas con baja confianza ($\text{prob} < 0.6$):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
0 atraccion 0.503333 0.496667
1 rechazo 0.442500 0.557500
2 atraccion 0.540000 0.460000
3 rechazo 0.456667 0.543333
4 atraccion 0.515000 0.485000
```

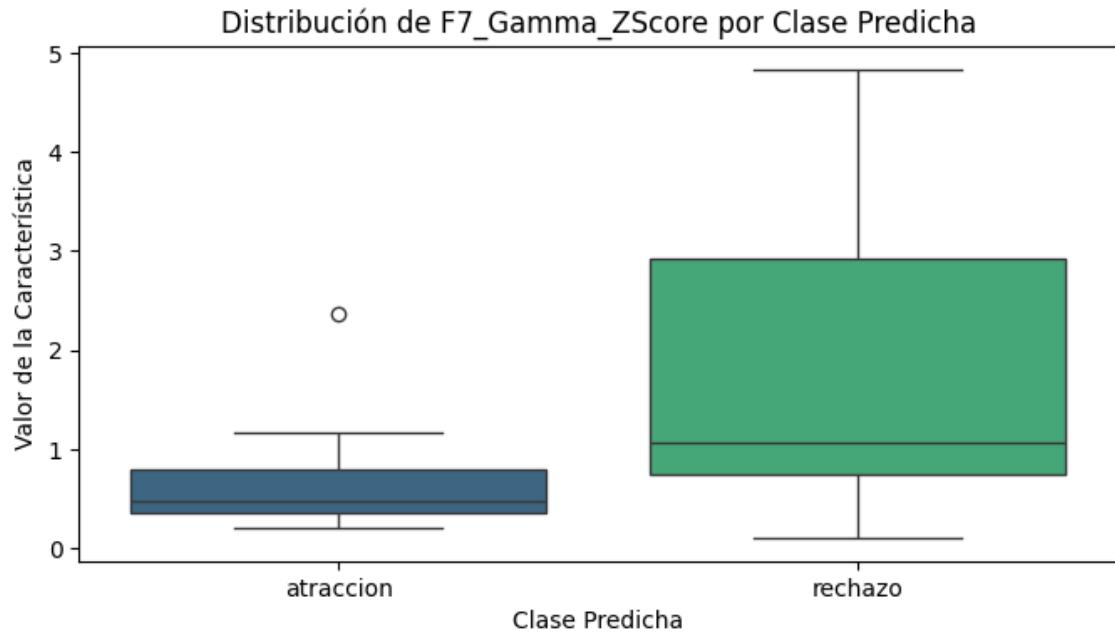
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:99: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same
effect.
```

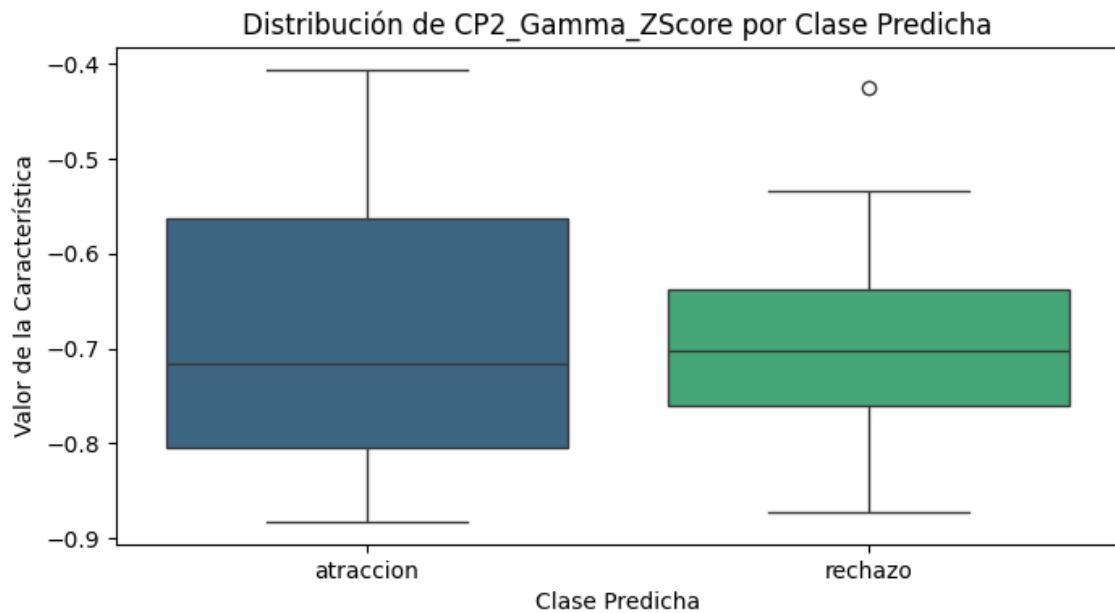
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

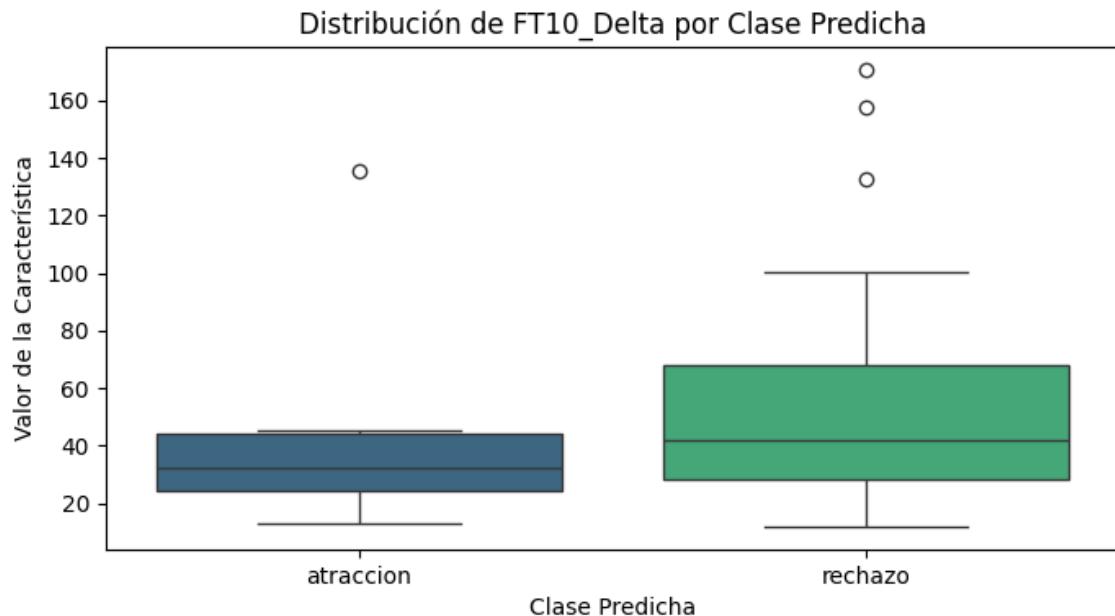
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

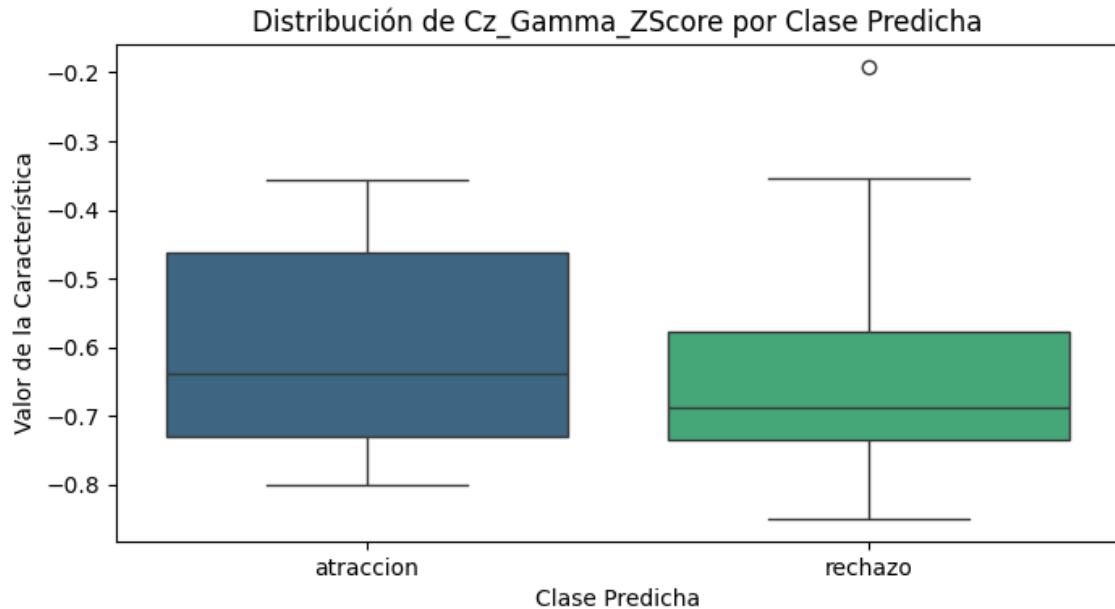
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

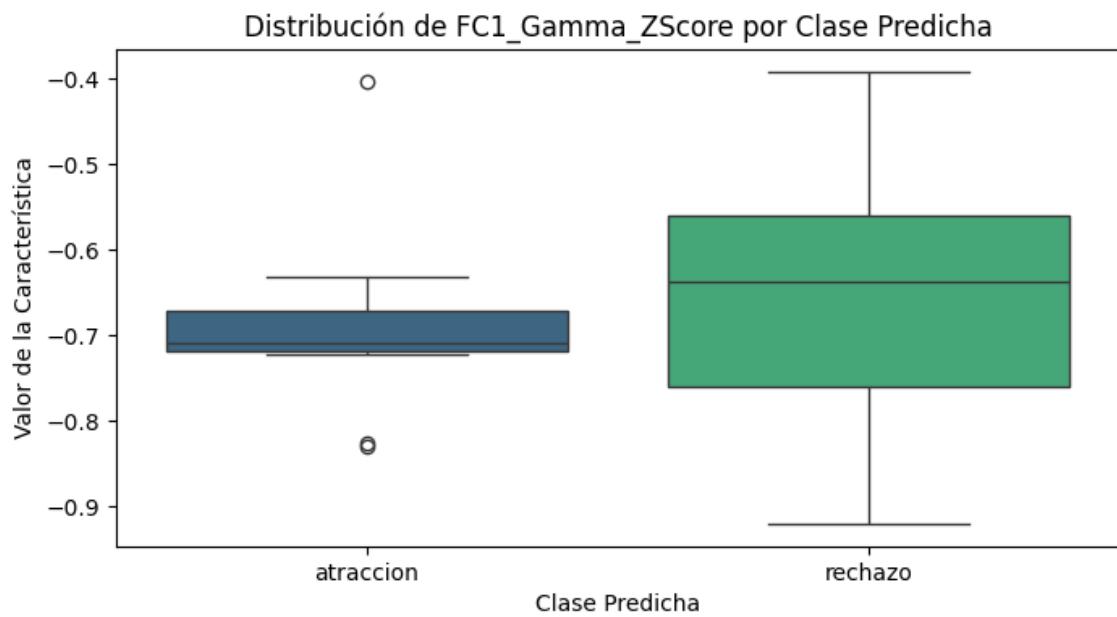
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



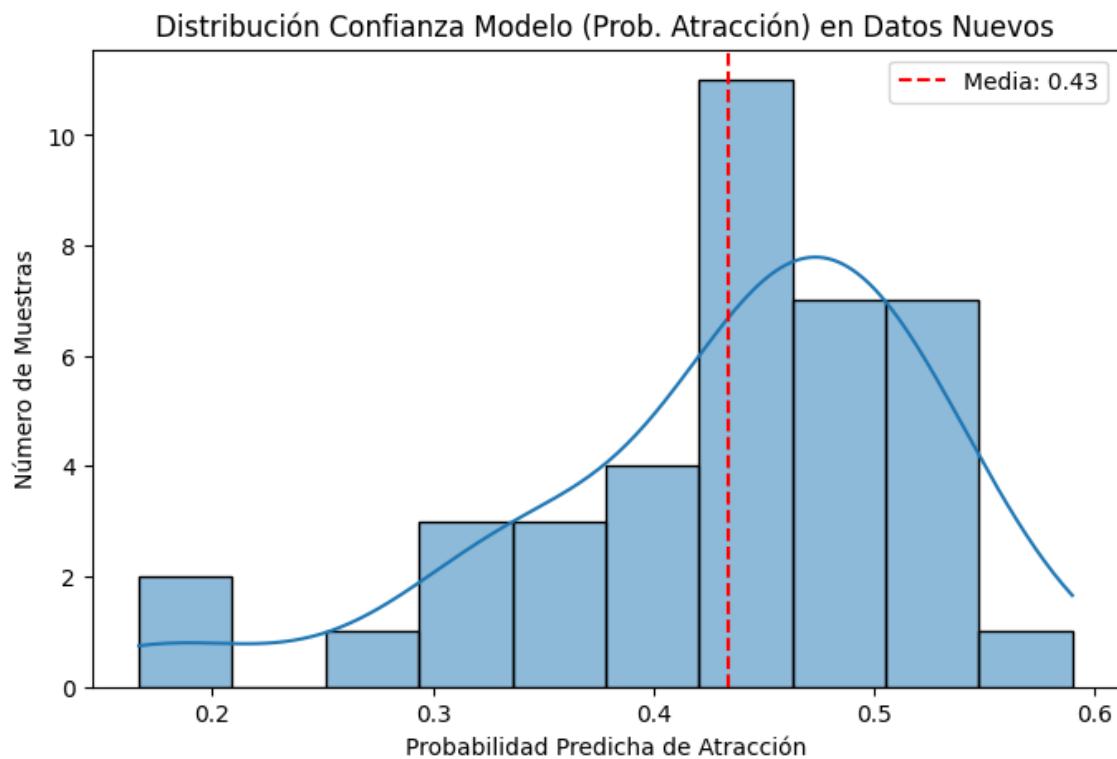
```
<ipython-input-11-e7a86a9d59ae>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.434

Mediana: 0.457

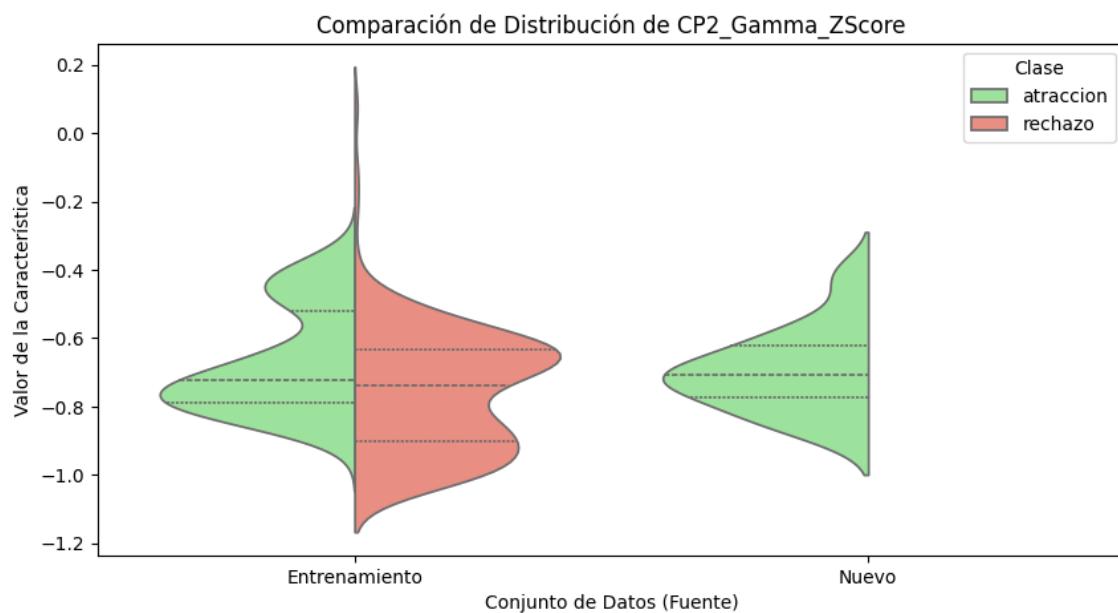
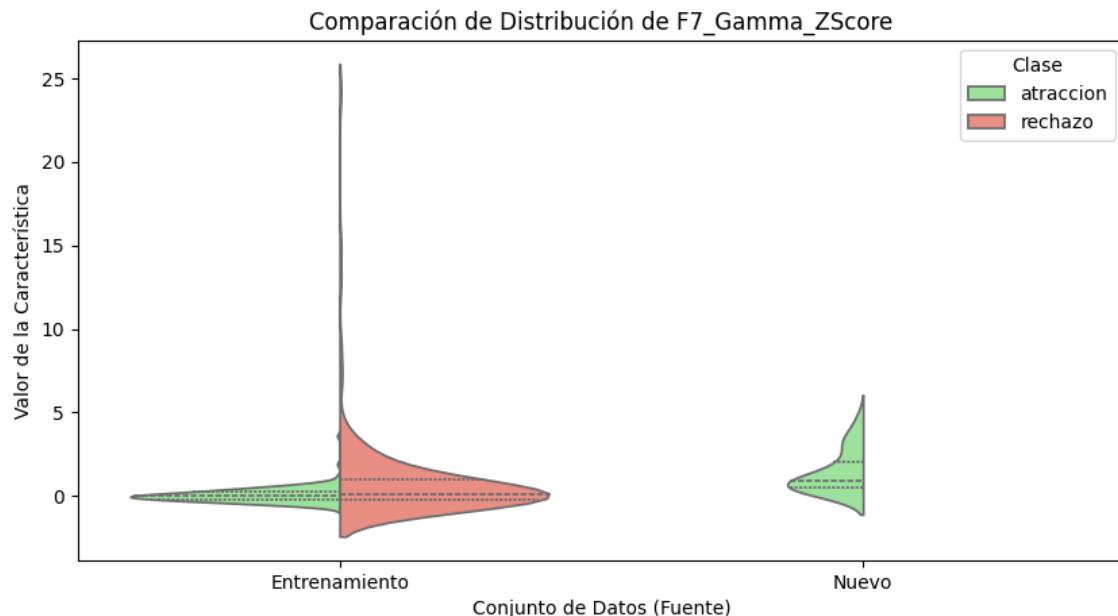
Mínima: 0.167

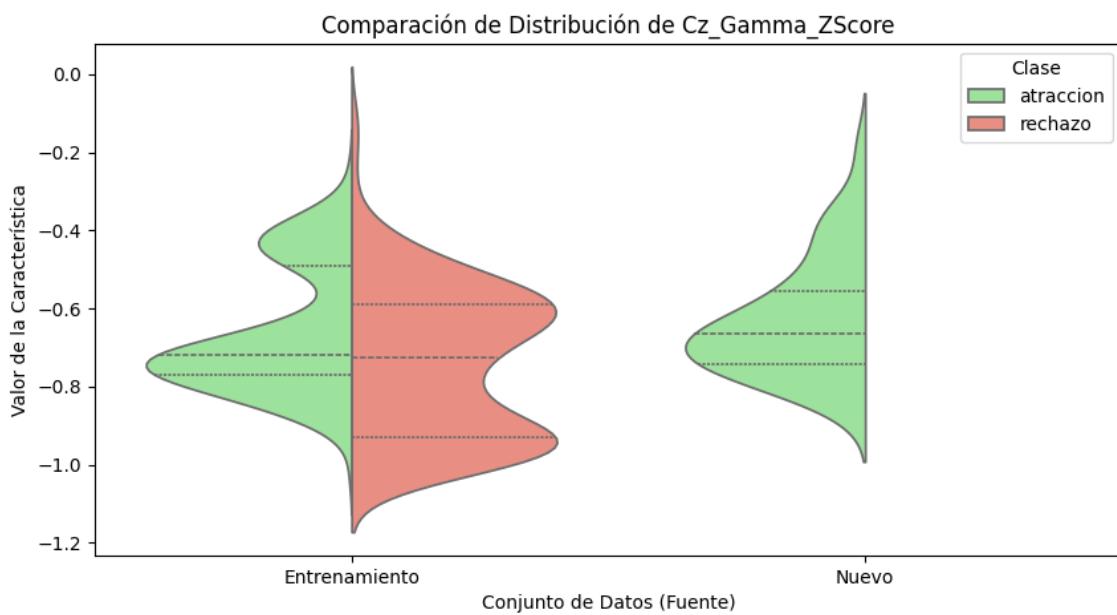
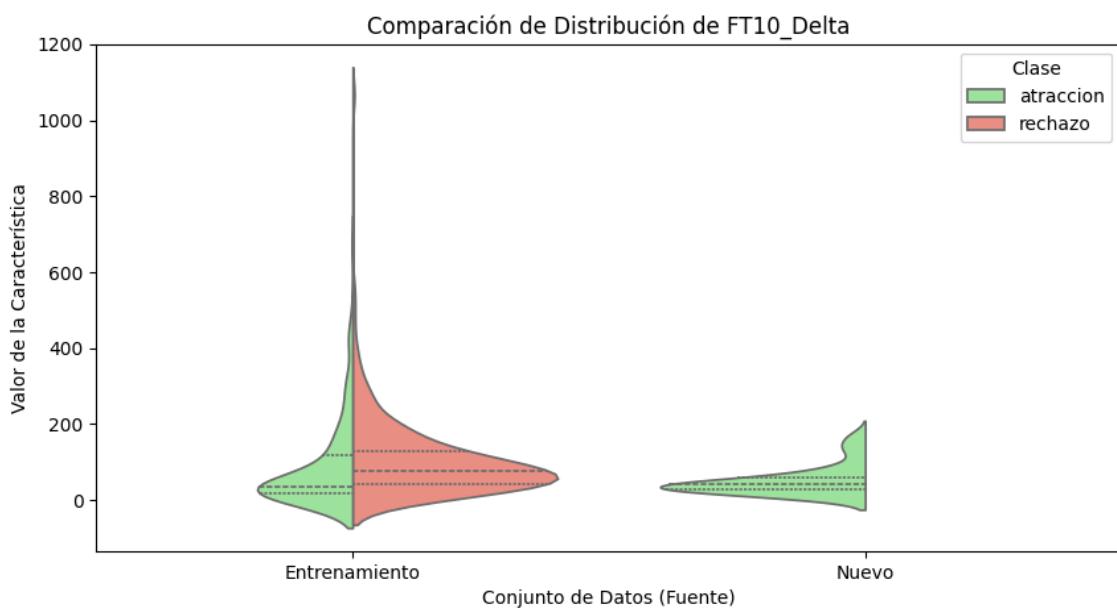
Máxima: 0.590

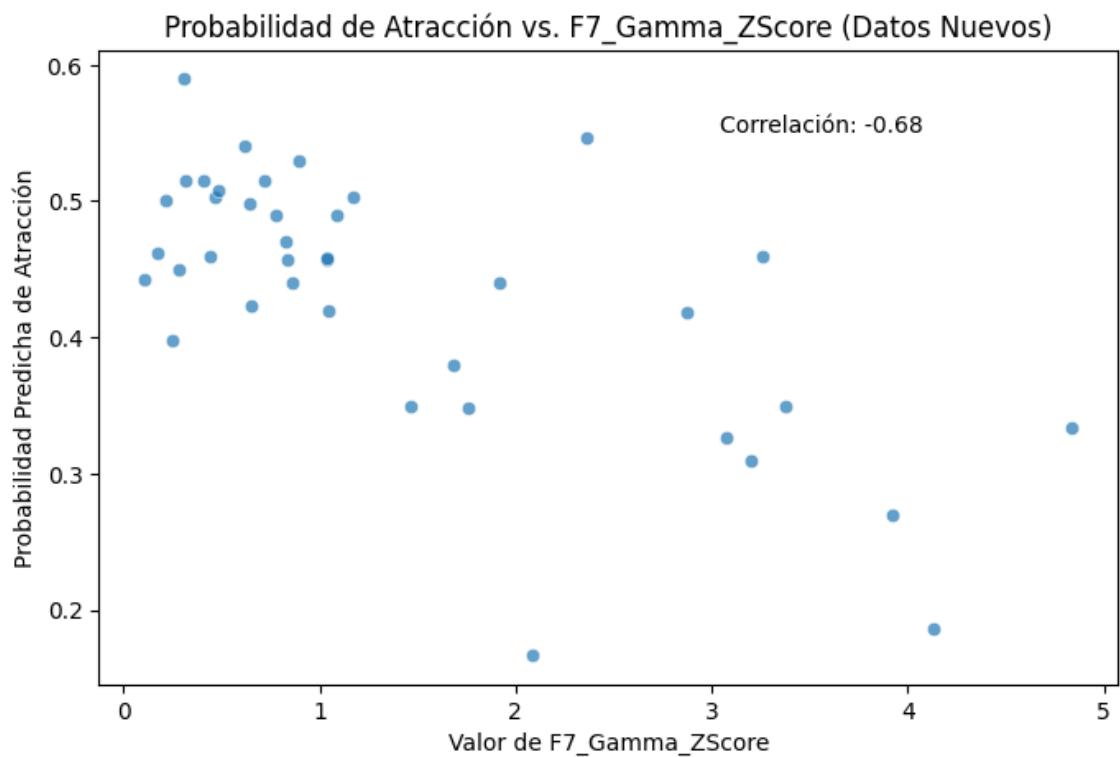
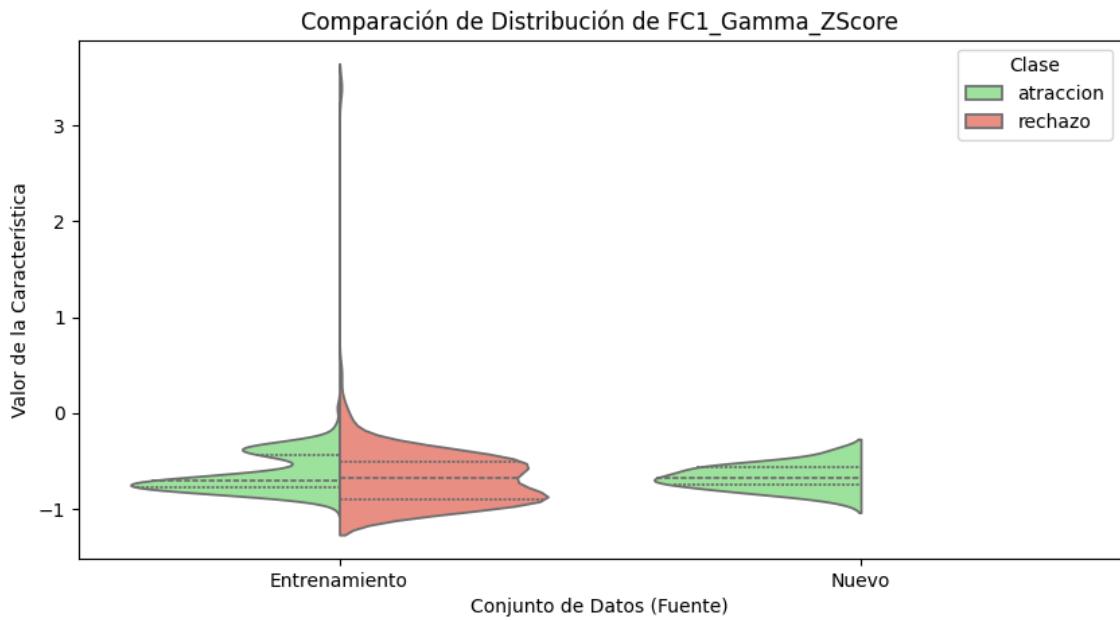
Desv. Estándar: 0.094

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion	0.977	-	-
Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 39
Media Prob. Atracción 0.434
Mediana Prob. Atracción 0.457
Desv. Est. Prob. Atracción 0.094
Mínima Prob. Atracción 0.167
Máxima Prob. Atracción 0.590

% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 100.0%

--- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características ---

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	1.425 (\pm 1.262)	0.893 [1.528]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.695 (\pm 0.121)	-0.708 [0.152]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	51.174 (\pm 39.041)	41.004 [30.632]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.630 (\pm 0.148)	-0.666 [0.187]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.667 (\pm 0.124)	-0.679 [0.187]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.671 (\pm 0.158)	-0.676 [0.210]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]

CP1_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.718 (\pm 0.218) -0.735
[0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.659 (\pm 0.123) -0.675 [0.140]

Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]

Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]

Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.470 (\pm 0.193) -0.519 [0.301]

T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]

T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]

T7_Gamma Nuevo - Atraccion 1.809 (\pm 0.785) 1.624 [0.670]

T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]

T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]

T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.445 (\pm 0.183) -0.447 [0.224]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas —

LENGUA ABSTRACTO BRAIS

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 54

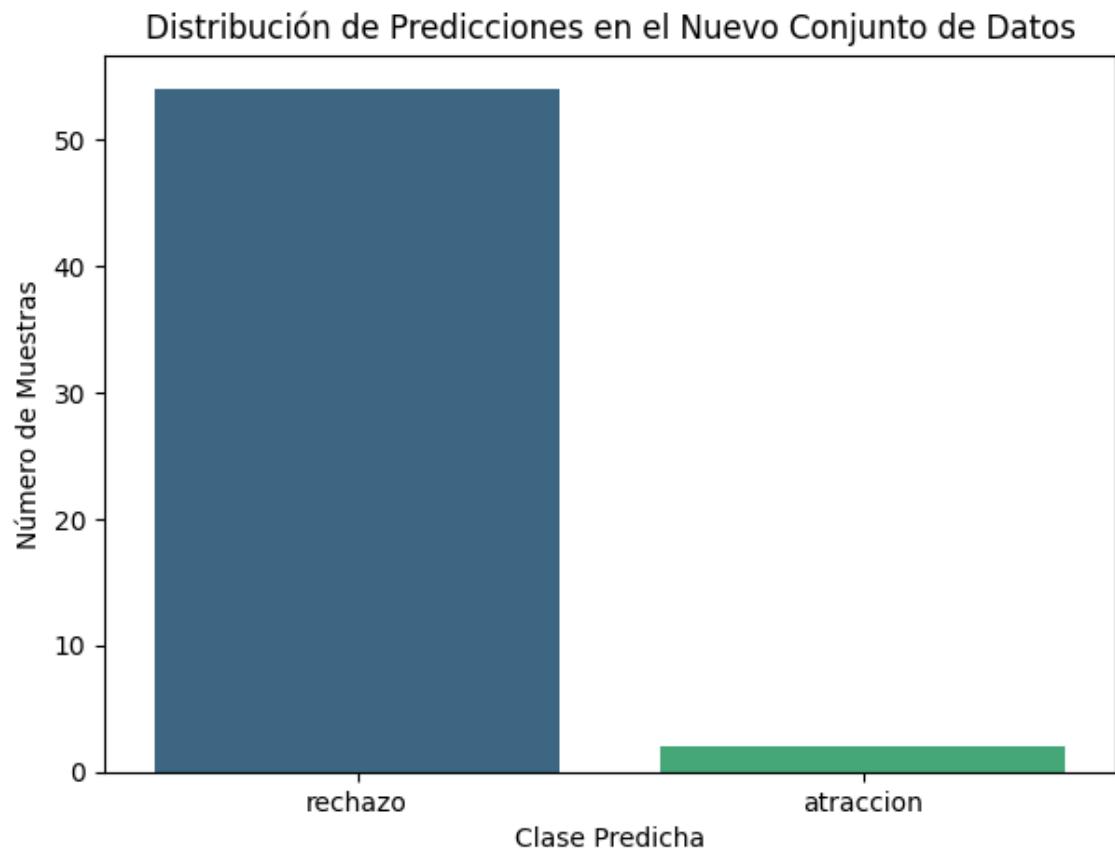
atraccion 2

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:65: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



33 Muestras clasificadas con baja confianza ($\text{prob} < 0.6$):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
0    rechazo      0.41650     0.58350
2    rechazo      0.43900     0.56100
3    rechazo      0.49631     0.50369
5    rechazo      0.41500     0.58500
6    rechazo      0.49000     0.51000
```

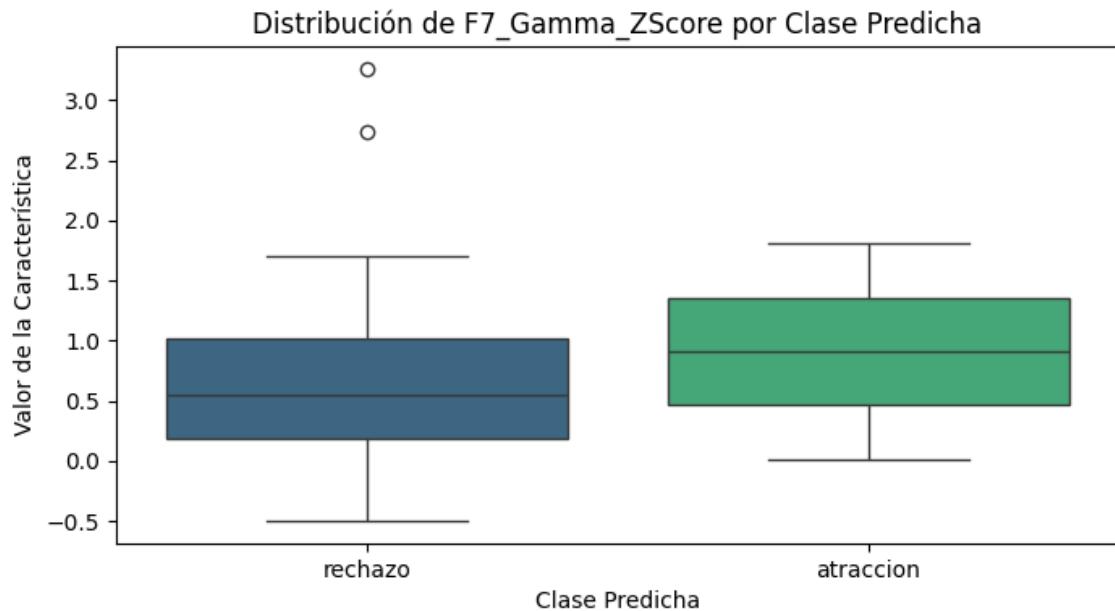
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:99: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same
effect.
```

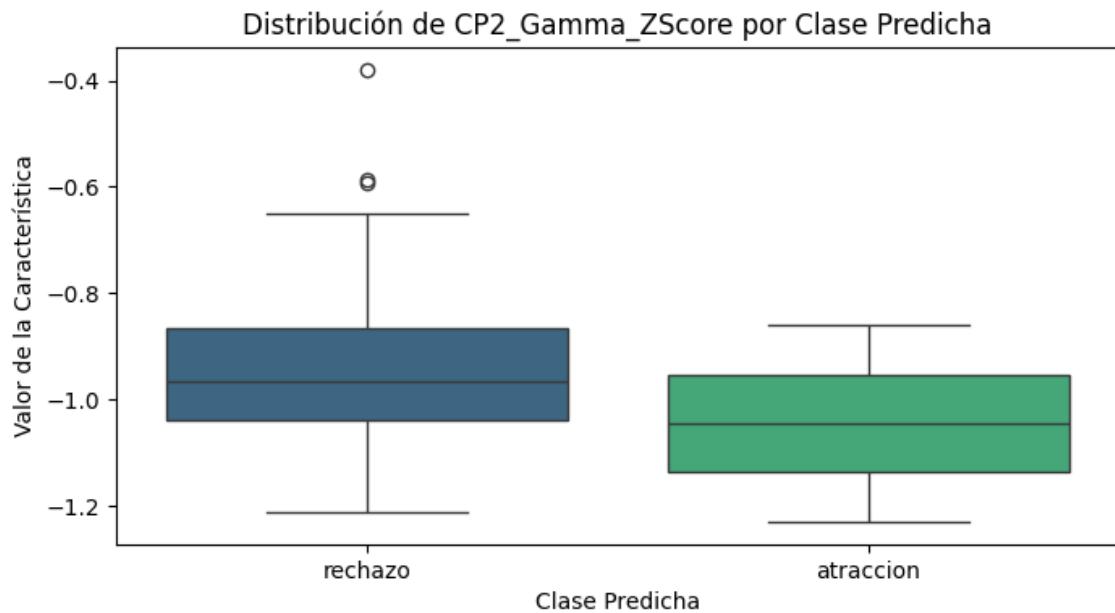
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

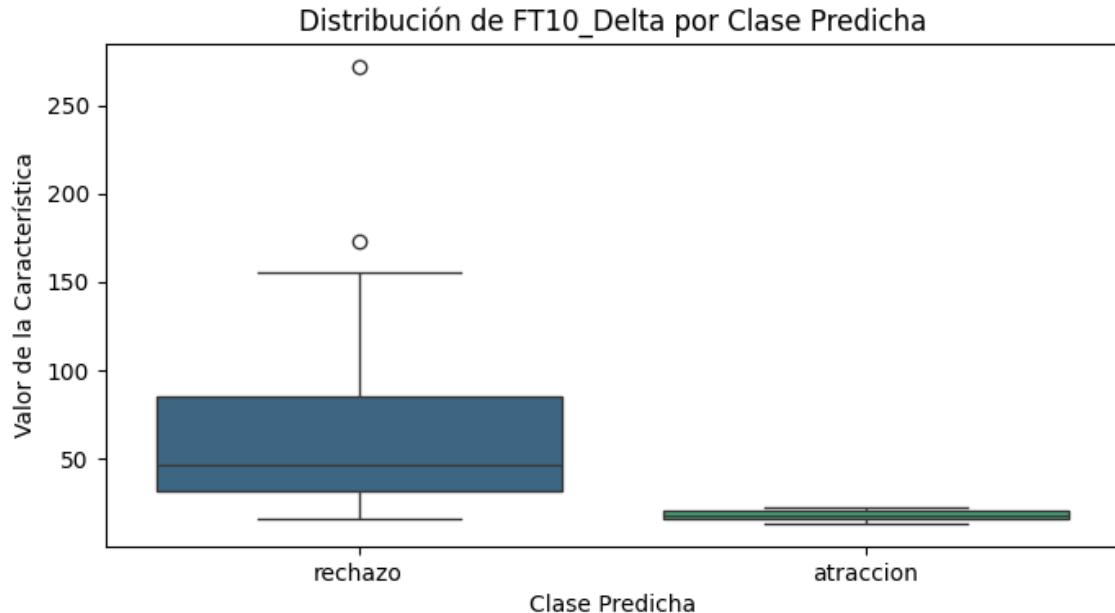
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

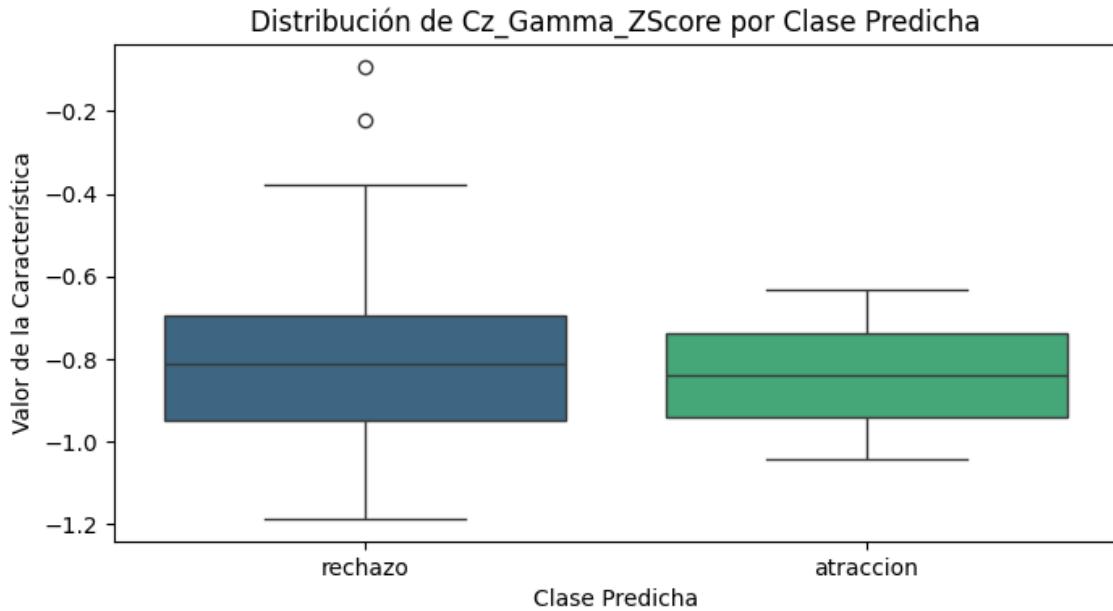
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

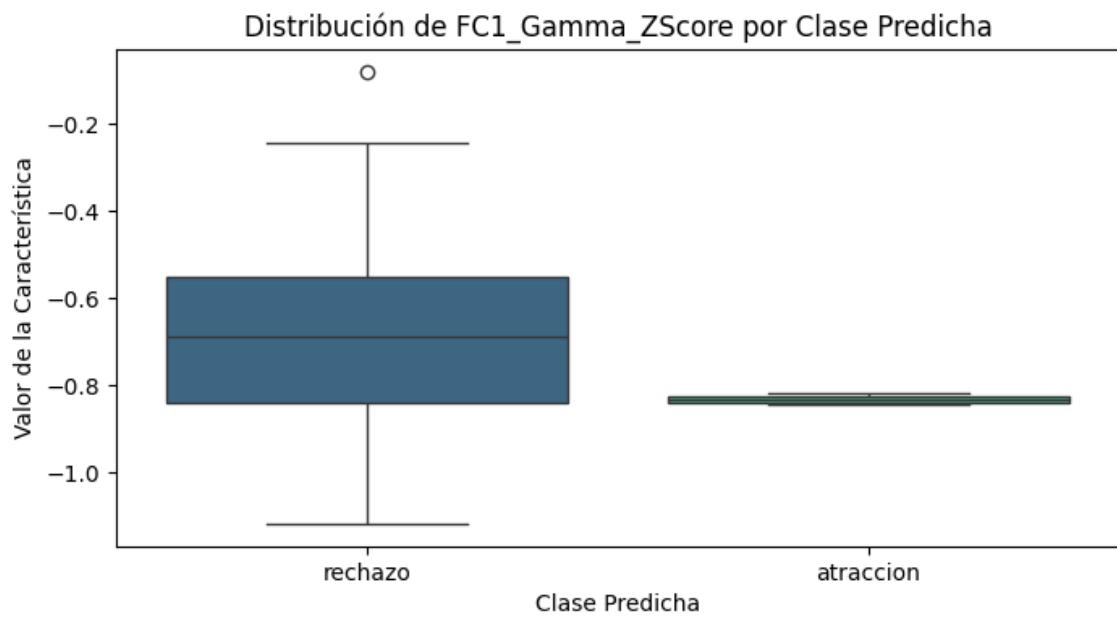
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



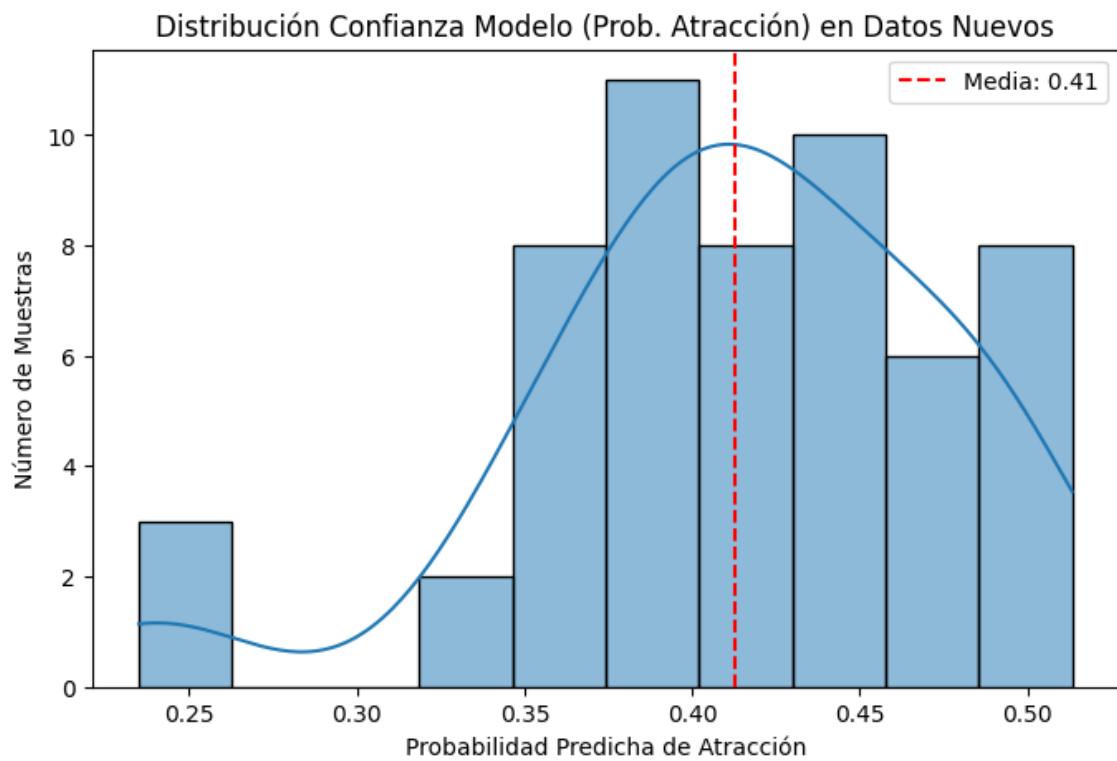
```
<ipython-input-12-7d054a7fdaf5>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.413

Mediana: 0.413

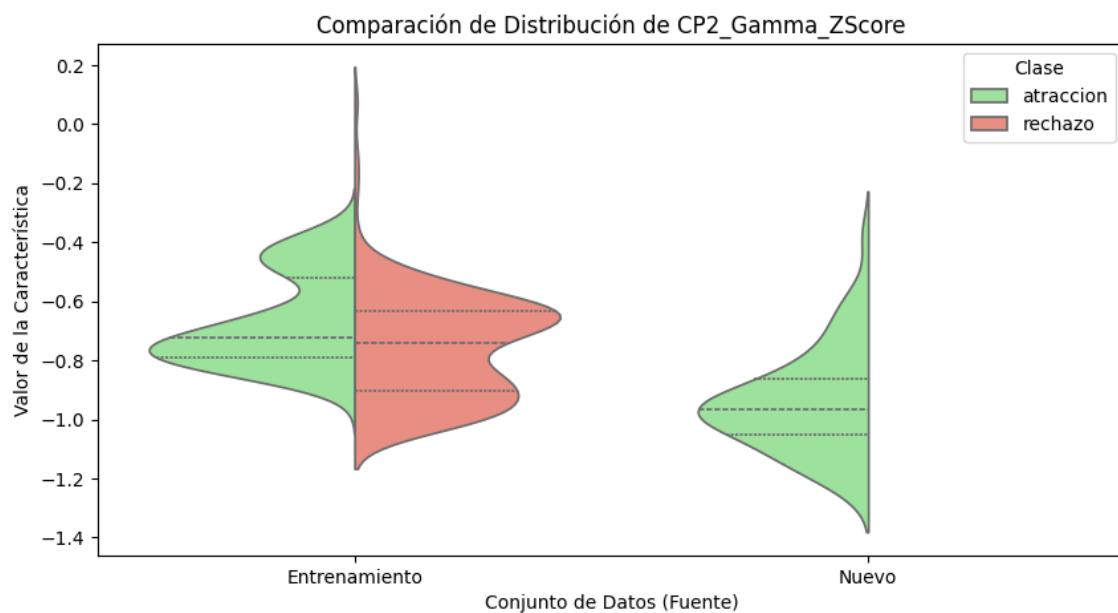
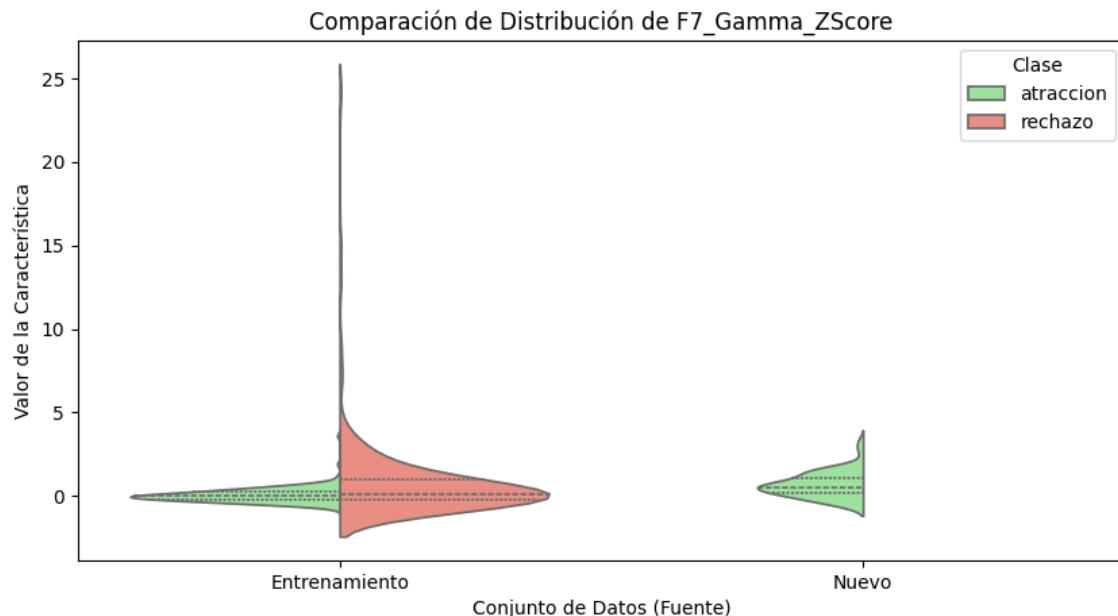
Mínima: 0.235

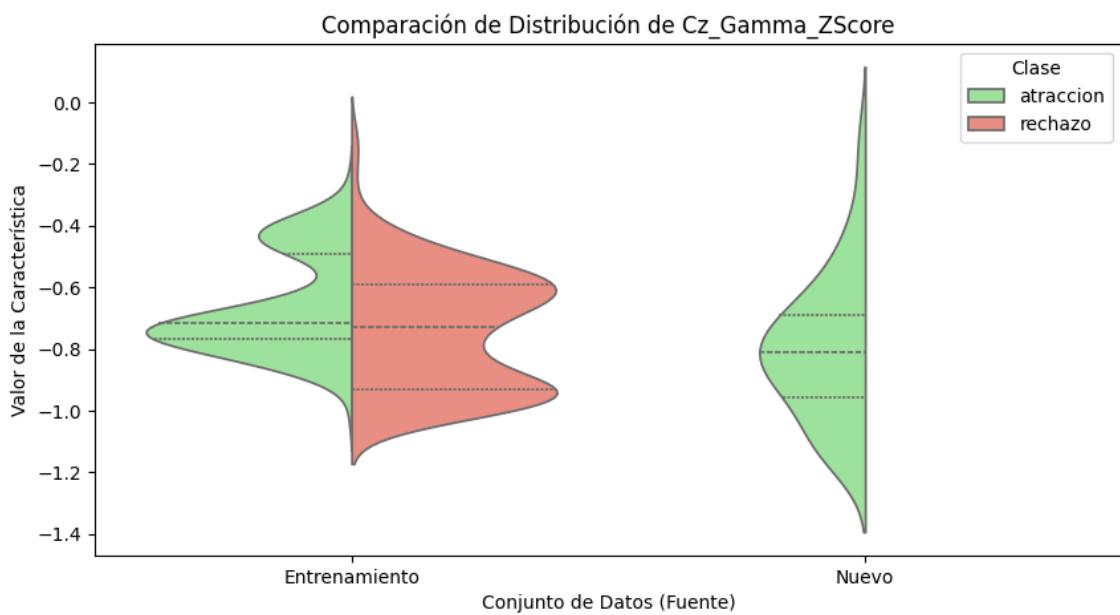
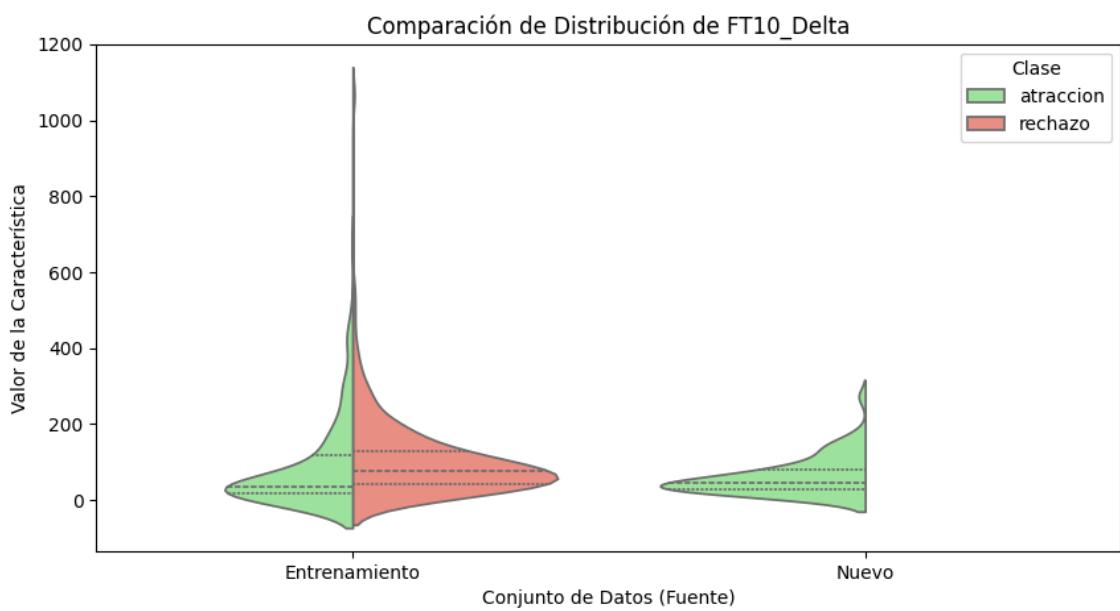
Máxima: 0.513

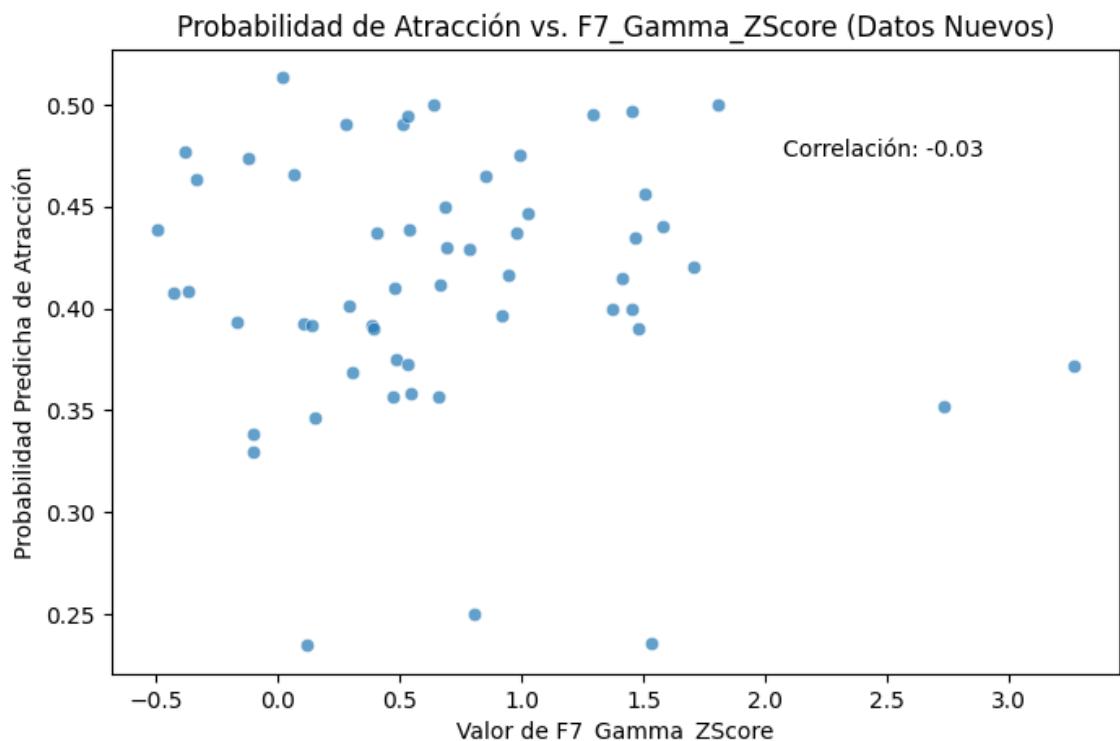
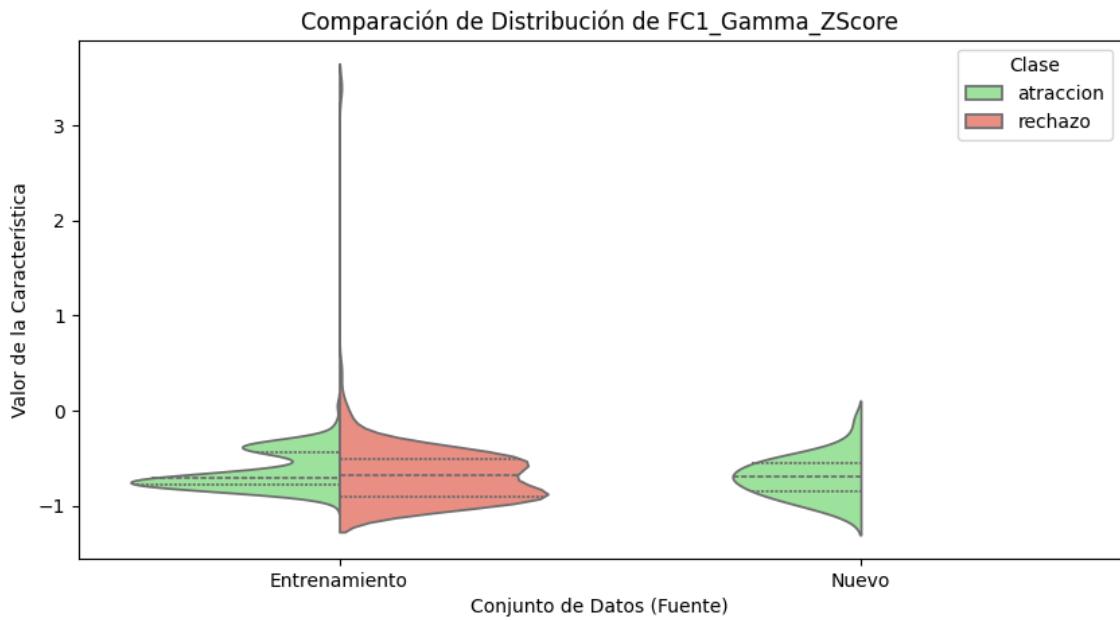
Desv. Estándar: 0.063

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 56
Media Prob. Atracción 0.413
Mediana Prob. Atracción 0.413
Desv. Est. Prob. Atracción 0.063
Mínima Prob. Atracción 0.235
Máxima Prob. Atracción 0.513
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 100.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	0.694 (\pm 0.753)	0.541 [0.943]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.944 (\pm 0.169)	-0.966 [0.186]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	62.506 (\pm 49.158)	46.410 [52.310]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.804 (\pm 0.233)	-0.813 [0.268]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.698 (\pm 0.207)	-0.694 [0.291]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High_Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High_Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.936 (\pm 0.332)	-0.945 [0.410]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.919 (\pm 0.188) -0.933 [0.242]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.787 (\pm 0.229) -0.783 [0.341]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 2.077 (\pm 2.718) 1.317 [0.583]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion 0.034 (\pm 2.078) -0.547 [0.446]

--- Fin de la Generación de Datos para Tablas ---

LENGUA CONCRETO BRAIS

--- Resultados de Clasificación para el Nuevo Archivo ---

Resumen de Predicciones:

prediccion

rechazo 50

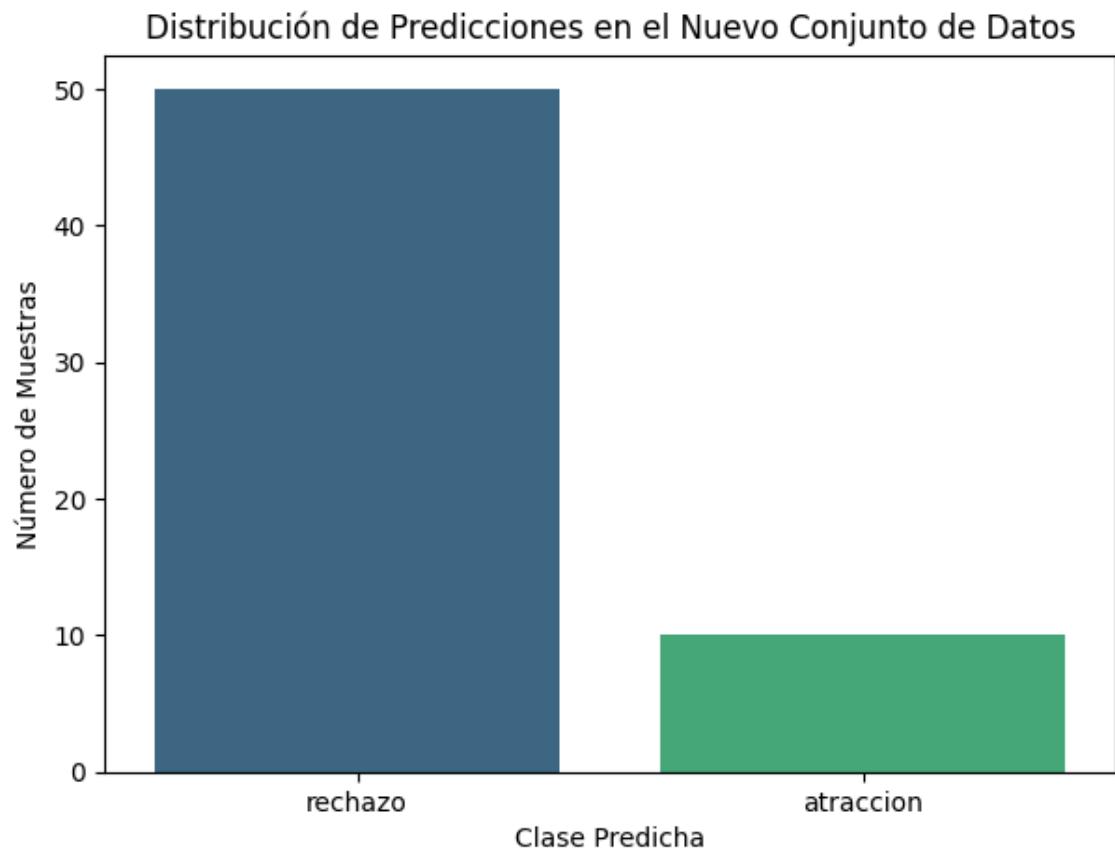
atraccion 10

Name: count, dtype: int64

<ipython-input-13-522efa9f5e31>:65: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(x='prediccion', data=nuevo_archivo, palette='viridis',
order=conteo_predicciones.index)
```



32 Muestras clasificadas con baja confianza (prob < 0.6):

```
prediccion prob_atraccion prob_rechazo
0 atraccion 0.530667 0.469333
2 rechazo 0.417333 0.582667
3 rechazo 0.415667 0.584333
6 rechazo 0.476667 0.523333
7 rechazo 0.411667 0.588333
```

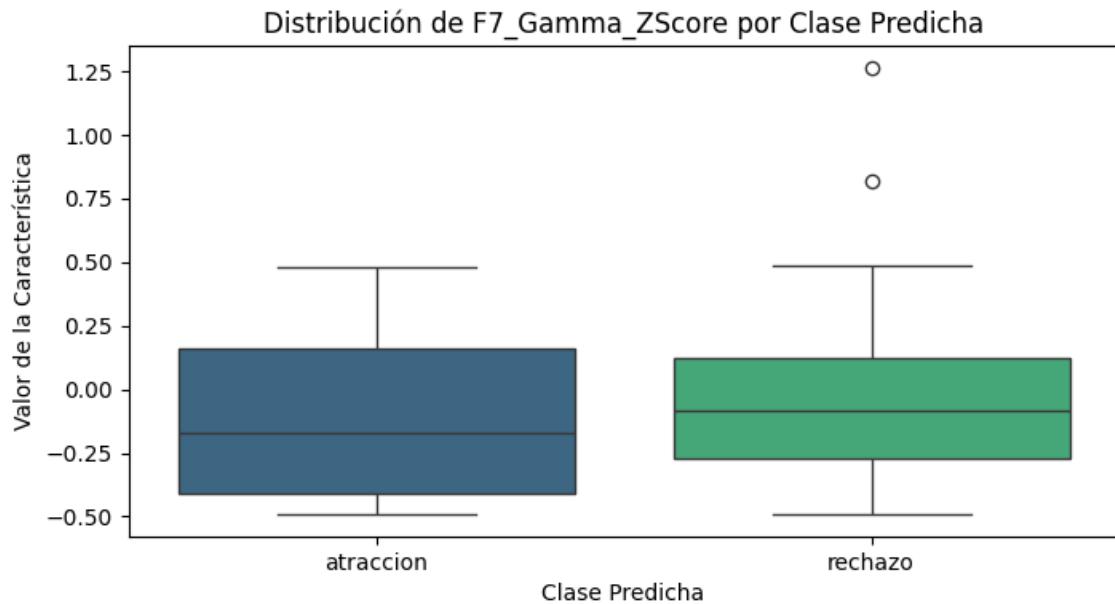
--- Análisis de Características Importantes en Nuevos Datos ---

Visualizando la distribución de las 5 características más importantes:

```
<ipython-input-13-522efa9f5e31>:99: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same
effect.
```

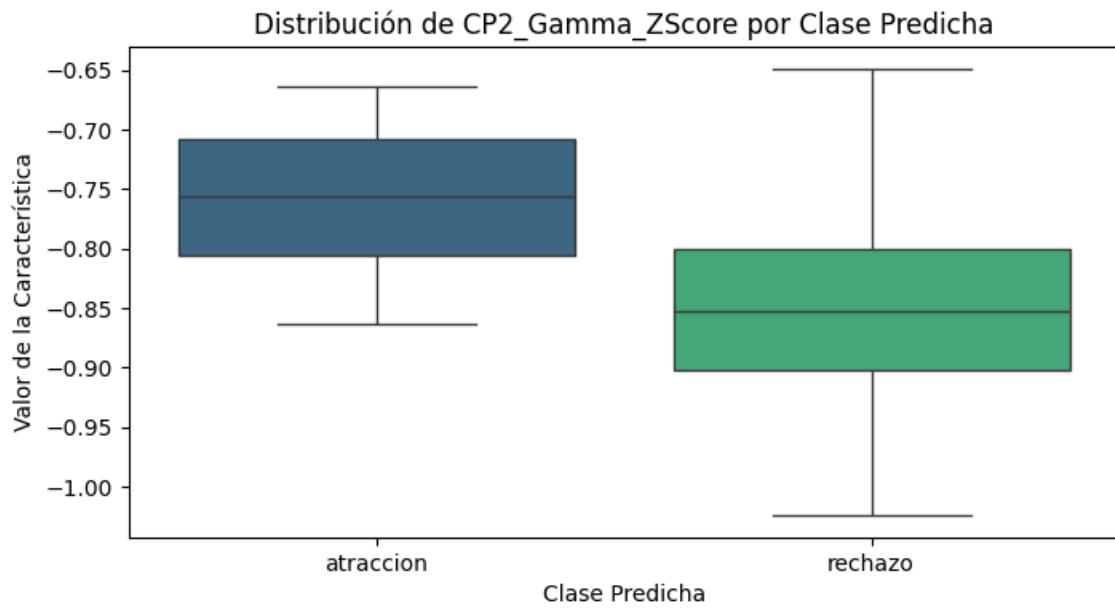
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-13-522efa9f5e31>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

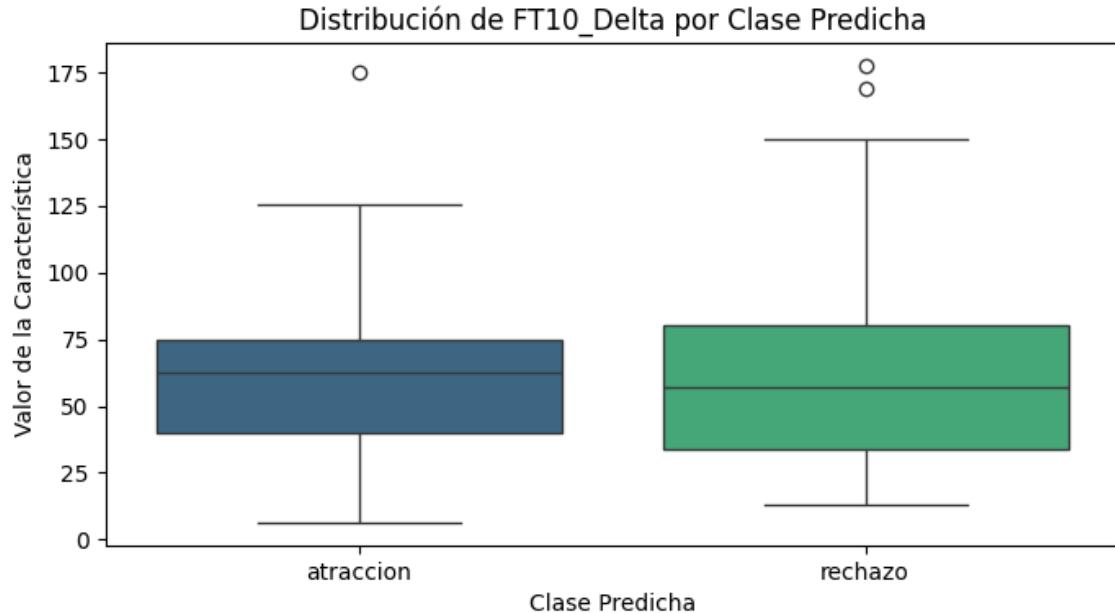
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-13-522efa9f5e31>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

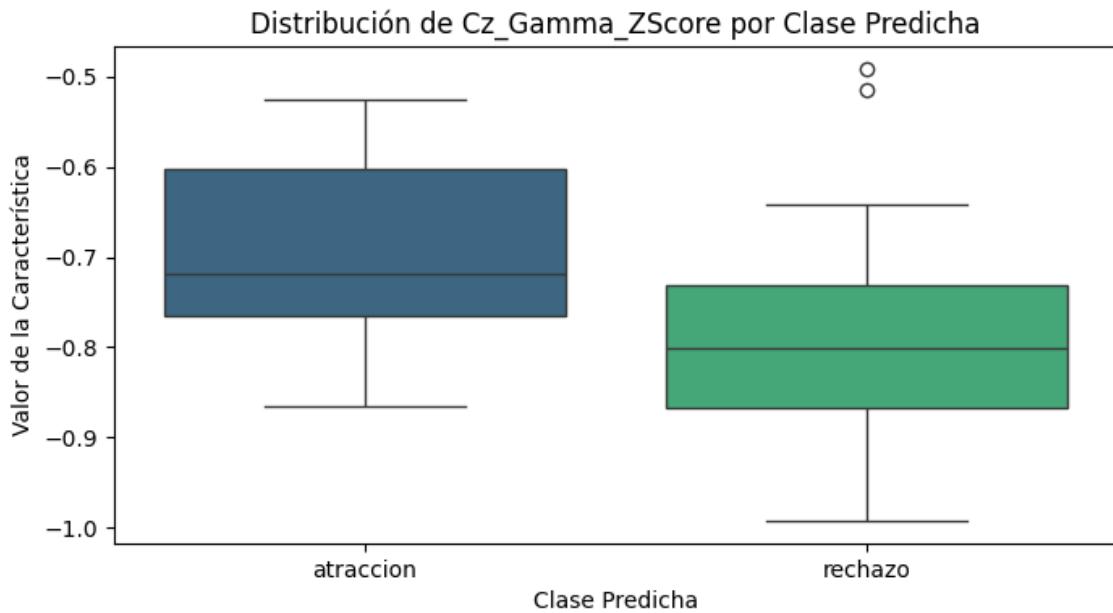
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



```
<ipython-input-13-522efa9f5e31>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

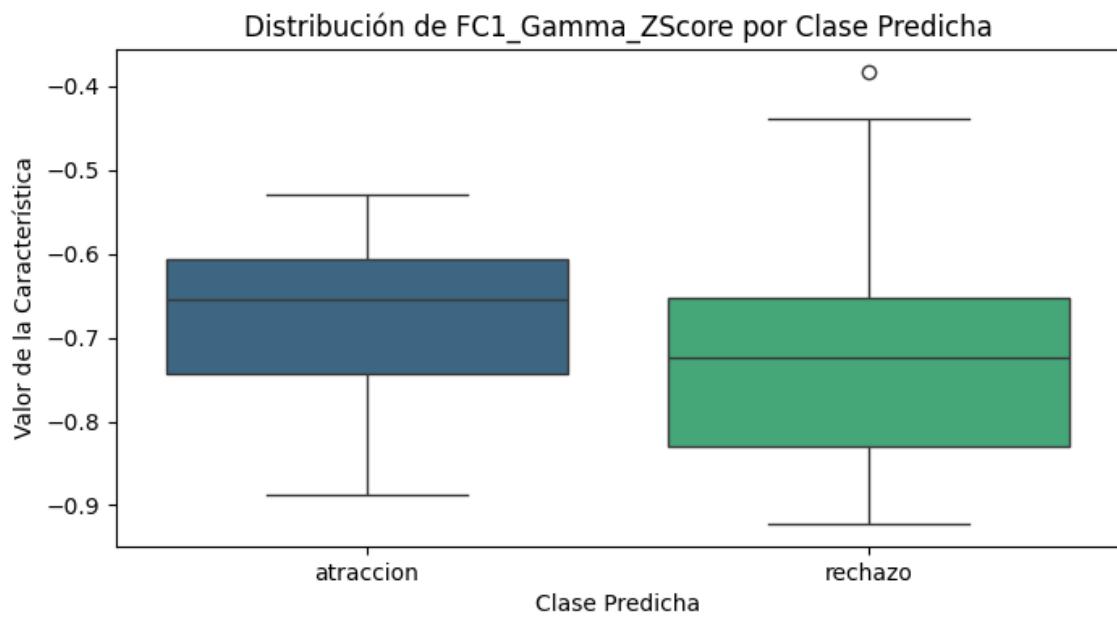
```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



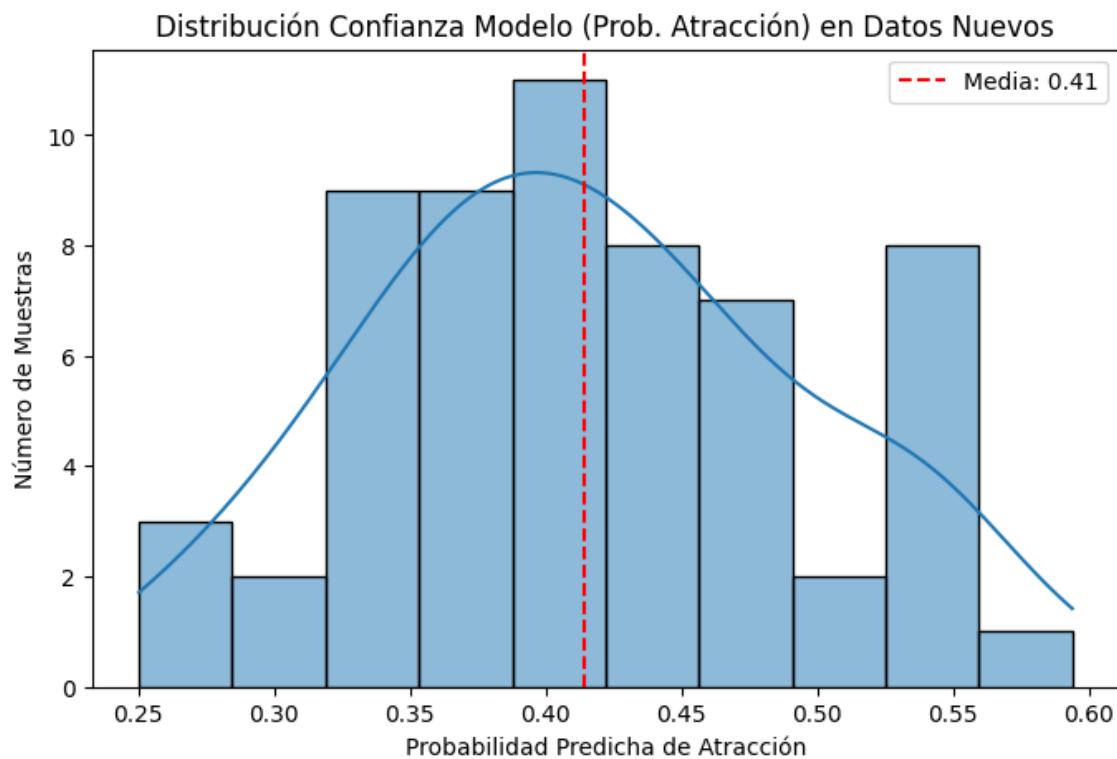
```
<ipython-input-13-522efa9f5e31>:99: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(x='prediccion', y=feature, data=df_visualizacion, palette='viridis')
```



--- Iniciando Visualizaciones Genéricas ---



Estadísticas de la Probabilidad de Atracción (Datos Nuevos):

Media: 0.414

Mediana: 0.411

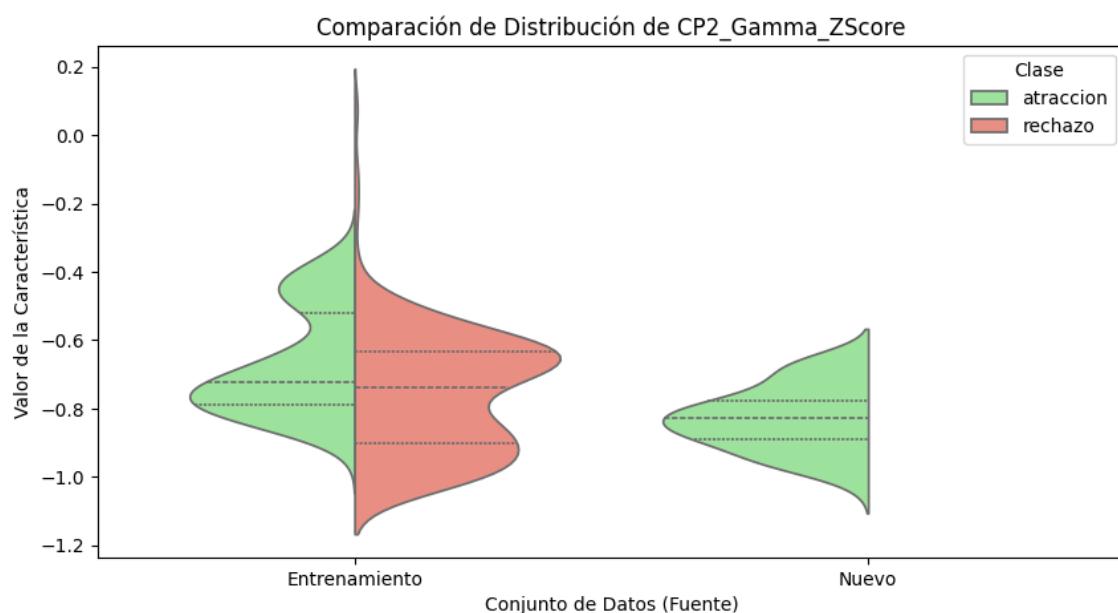
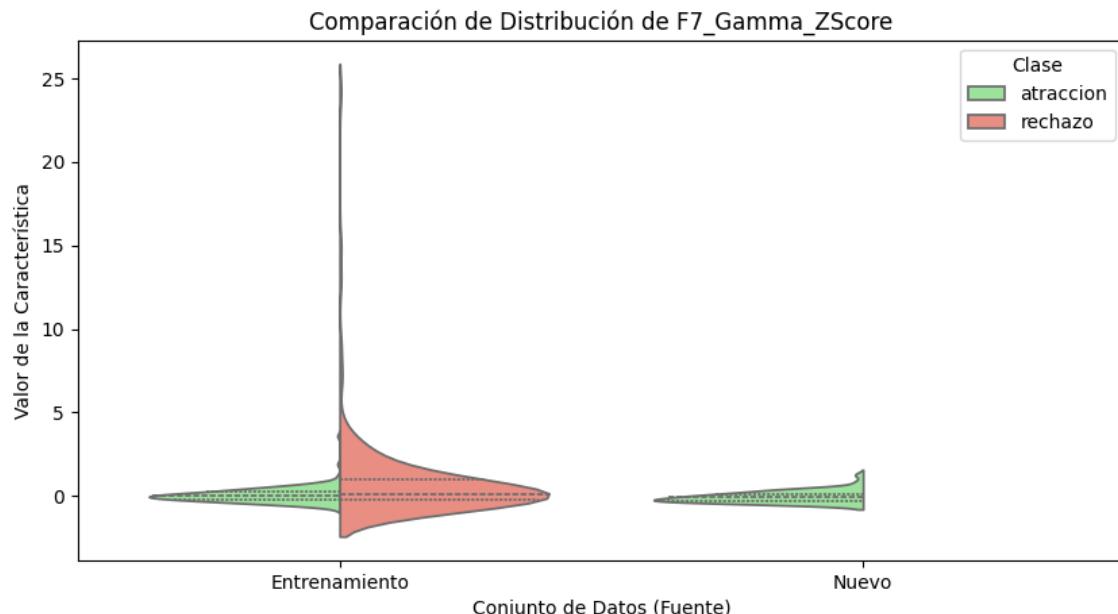
Mínima: 0.250

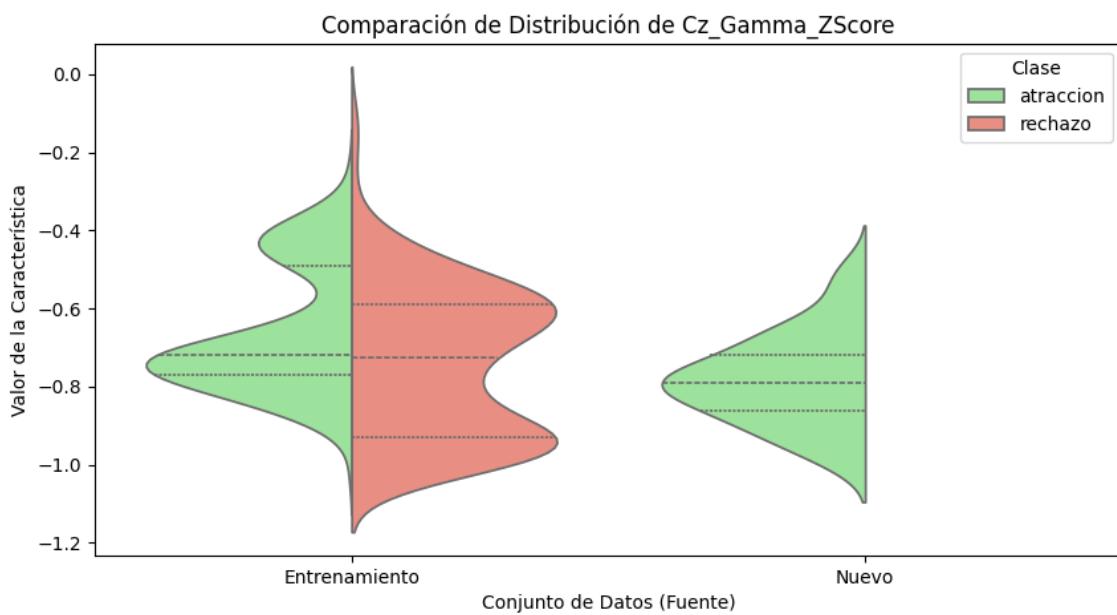
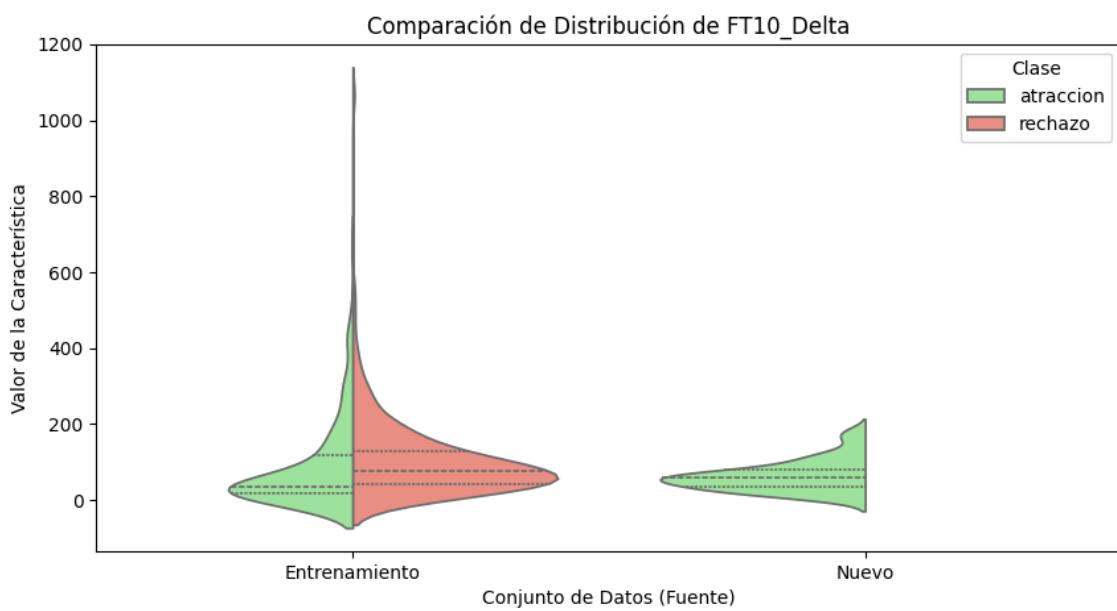
Máxima: 0.594

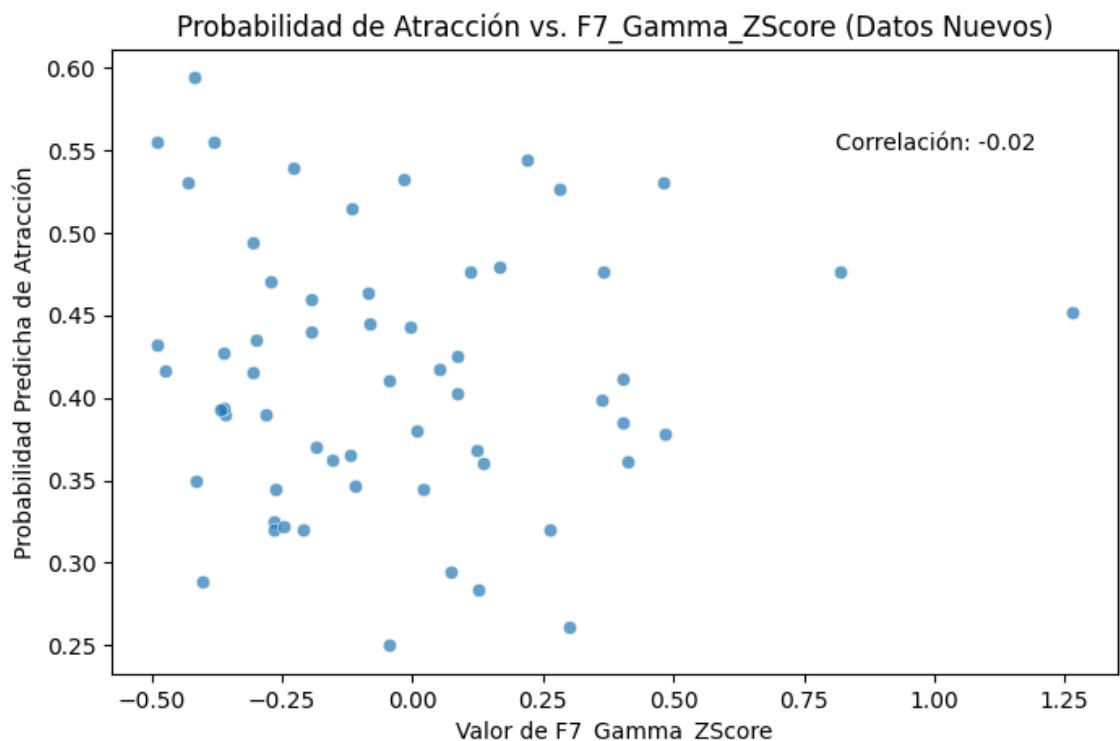
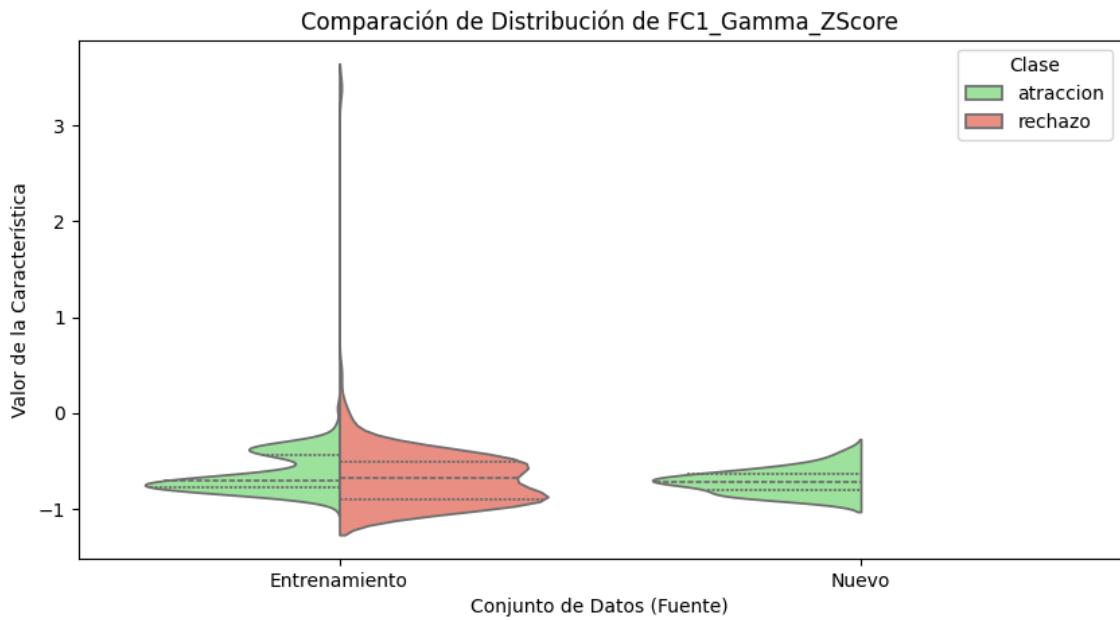
Desv. Estándar: 0.080

--- Comparando Distribución de las 5 Características Más Importantes ---

Comparando: Datos Entrenamiento vs Datos Nuevos







--- Fin de Visualizaciones Genéricas ---

--- Generando Datos para Tablas Cuantitativas ---

--- Tabla 1: Datos de Rendimiento del Modelo ---

Métrica	Clase	Valor (Conjunto Prueba)	Valor Medio (CV)	Desv. Est. (CV)
---------	-------	-------------------------	------------------	-----------------

Accuracy	General	0.929	0.941	0.017
----------	---------	-------	-------	-------

Precisión Atraccion		0.977	-	-
---------------------	--	-------	---	---

Precisión Rechazo	0.881	-	-
Recall Atraccion	0.894	-	-
Recall Rechazo	0.974	-	-
F1-Score Atraccion	0.933	-	-
F1-Score Rechazo	0.925	-	-
F1 Macro Avg General	0.929	-	-
F1 Weighted Avg General	0.930	-	-

--- Tabla 2: Top 10 Características Más Importantes ---

Ranking Característica Puntuación de Importancia

1	F7_Gamma_ZScore	0.0240
2	CP2_Gamma_ZScore	0.0238
3	FT10_Delta	0.0199
4	Cz_Gamma_ZScore	0.0198
5	FC1_Gamma_ZScore	0.0183
6	CP5_High Beta_ZScore	0.0171
7	CP1_Gamma_ZScore	0.0157
8	Pz_Gamma_ZScore	0.0156
9	T7_Gamma	0.0149
10	T7_Gamma_ZScore	0.0142

--- Tabla 3: Resumen de Confianza de Predicción en Datos Nuevos ---

Número de Muestras 60
Media Prob. Atracción 0.414
Mediana Prob. Atracción 0.411
Desv. Est. Prob. Atracción 0.080
Mínima Prob. Atracción 0.250
Máxima Prob. Atracción 0.594
% Muestras Confianza > 0.9 0.0%

% Muestras Confianza < 0.6 100.0%

-- Tabla 4: Comparación Estadística de Top 10 Características --

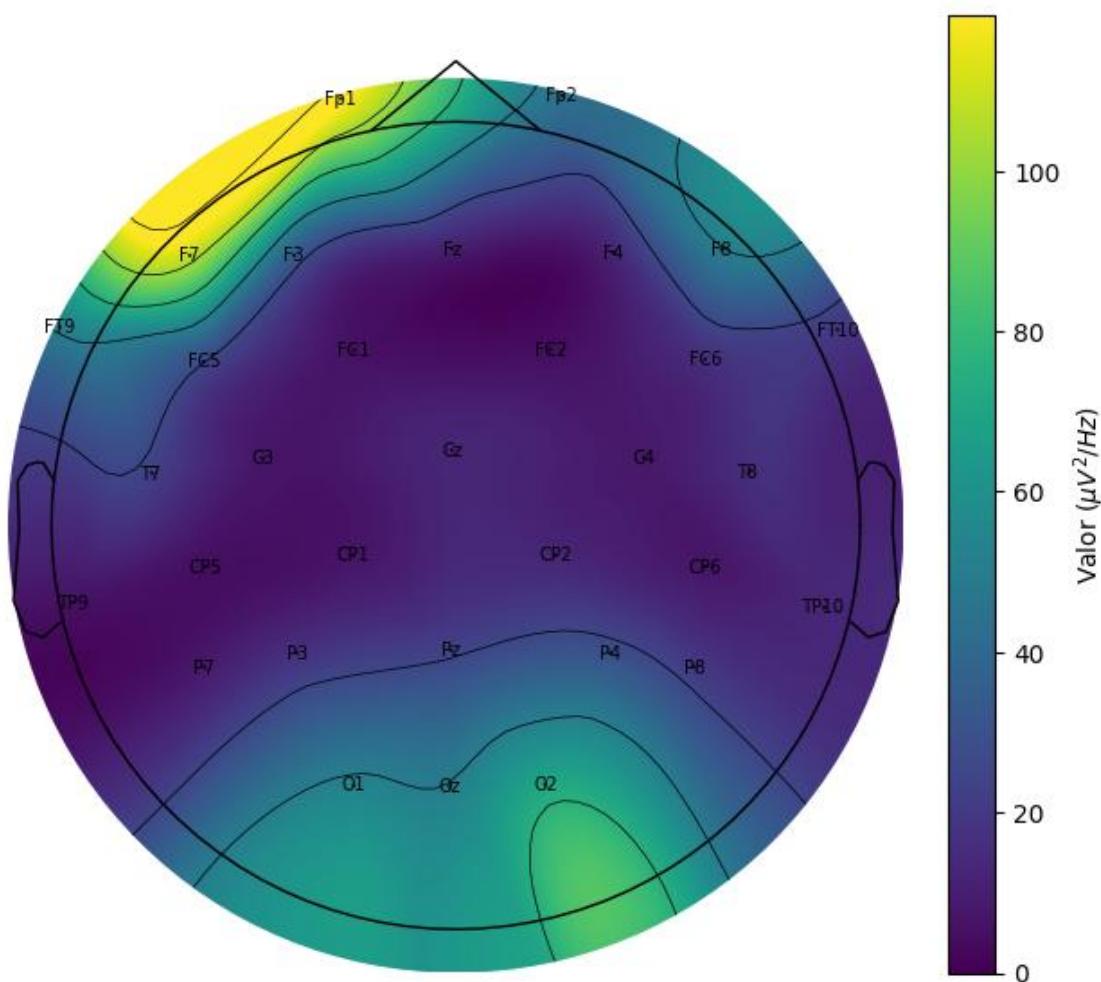
Característica	Grupo	Media (\pm Desv. Est.)	Mediana [IQR]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	0.065 (\pm 0.442)	0.019 [0.483]
F7_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	0.770 (\pm 2.422)	0.137 [1.241]
F7_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.037 (\pm 0.341)	-0.098 [0.416]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.670 (\pm 0.153)	-0.721 [0.267]
CP2_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.758 (\pm 0.177)	-0.740 [0.271]
CP2_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.830 (\pm 0.093)	-0.829 [0.115]
FT10_Delta	Entrenamiento - Atraccion	87.611 (\pm 112.860)	36.294 [100.335]
FT10_Delta	Entrenamiento - Rechazo	106.674 (\pm 108.005)	77.290 [87.331]
FT10_Delta	Nuevo - Atraccion	63.862 (\pm 40.496)	57.999 [45.715]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.662 (\pm 0.159)	-0.718 [0.278]
Cz_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.740 (\pm 0.189)	-0.727 [0.339]
Cz_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.780 (\pm 0.117)	-0.789 [0.142]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.632 (\pm 0.189)	-0.705 [0.341]
FC1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.666 (\pm 0.365)	-0.675 [0.392]
FC1_Gamma_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.713 (\pm 0.124)	-0.718 [0.170]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.280 (\pm 0.944)	-0.413 [0.471]
CP5_High Beta_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.270 (\pm 2.231)	-0.652 [0.380]
CP5_High Beta_ZScore	Nuevo - Atraccion	-0.801 (\pm 0.297)	-0.855 [0.353]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Atraccion	-0.639 (\pm 0.187)	-0.702 [0.308]
CP1_Gamma_ZScore	Entrenamiento - Rechazo	-0.718 (\pm 0.218)	-0.735 [0.273]

CP1_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.891 (\pm 0.094) -0.914 [0.110]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion -0.630 (\pm 0.152) -0.673 [0.267]
Pz_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo -0.725 (\pm 0.173) -0.720 [0.294]
Pz_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion -0.769 (\pm 0.099) -0.765 [0.158]
T7_Gamma Entrenamiento - Atraccion 13.864 (\pm 7.965) 12.649 [11.296]
T7_Gamma Entrenamiento - Rechazo 10.179 (\pm 11.230) 6.483 [7.103]
T7_Gamma Nuevo - Atraccion 8.011 (\pm 3.907) 6.756 [6.639]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Atraccion 2.011 (\pm 2.219) 0.925 [3.276]
T7_Gamma_ZScore Entrenamiento - Rechazo 1.362 (\pm 3.609) 0.354 [1.195]
T7_Gamma_ZScore Nuevo - Atraccion 1.623 (\pm 1.338) 1.209 [2.307]

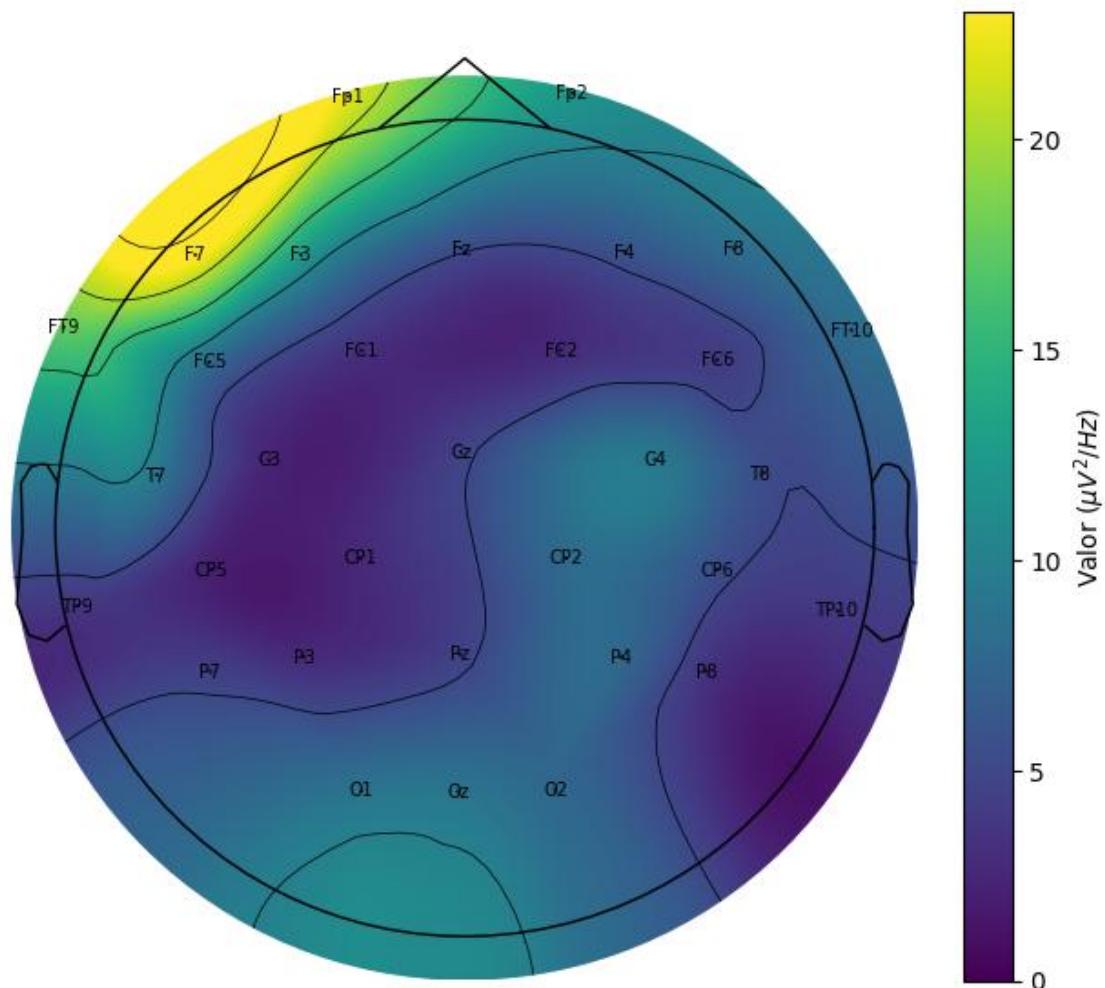
--- Fin de la Generación de Datos para Tablas —

ATRACCIÓN

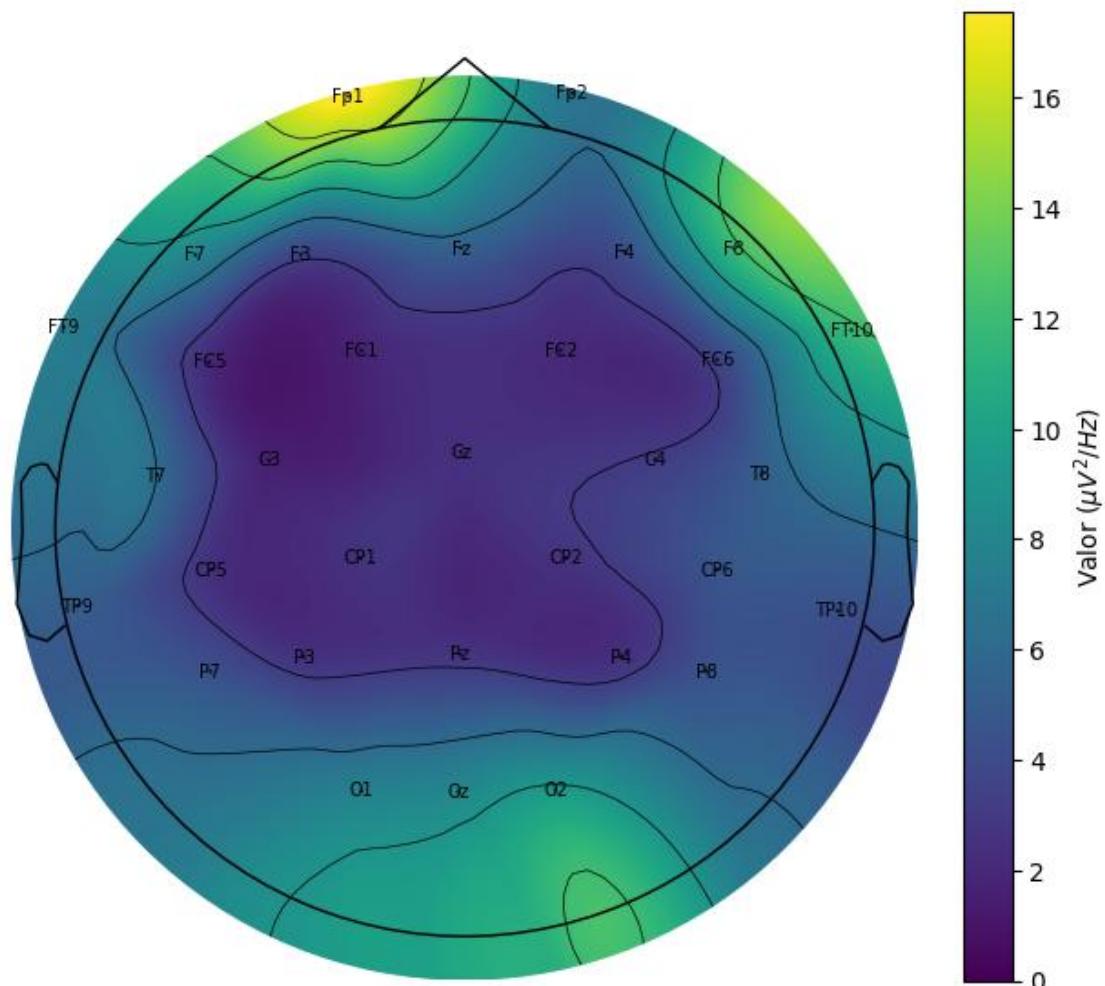
Mapa Topográfico - Delta (1-4Hz)
Potencia Absoluta



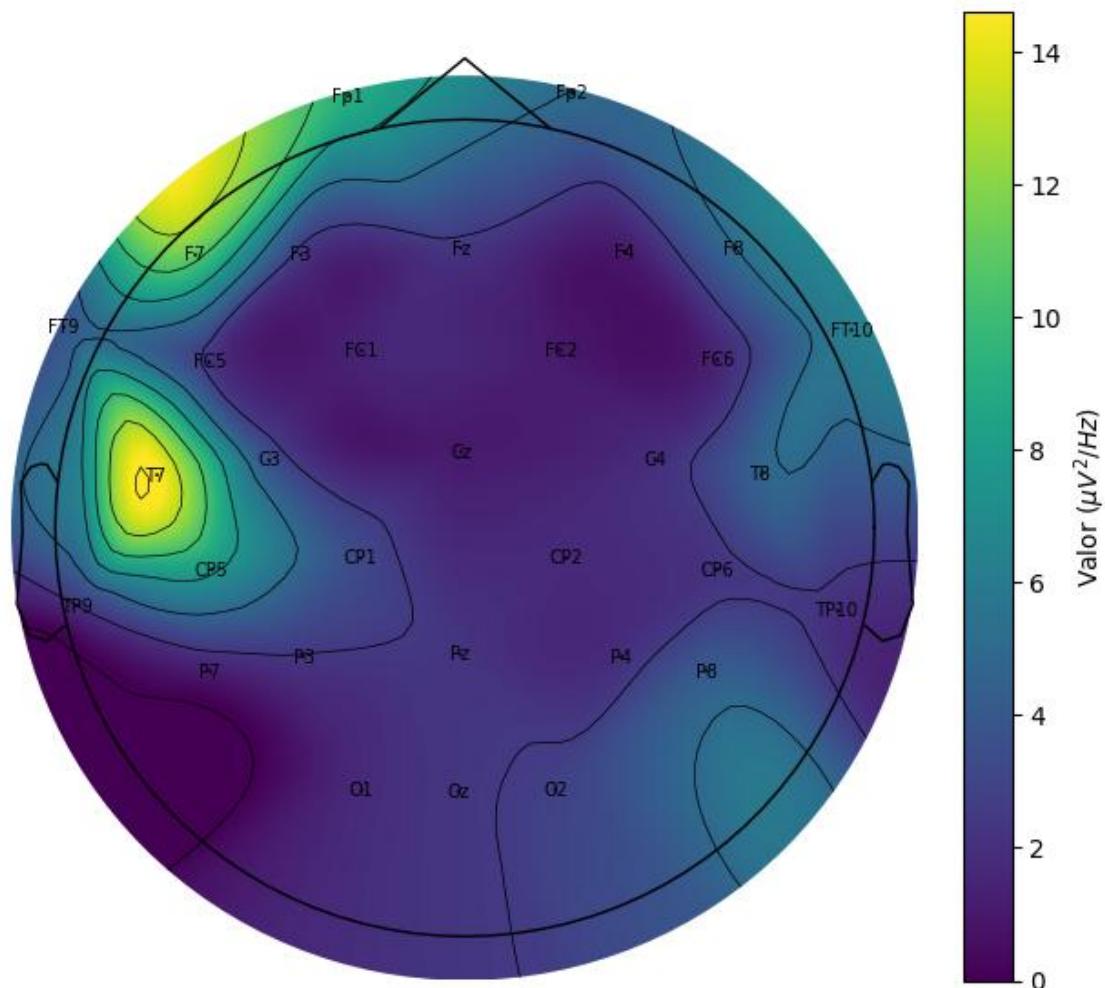
Mapa Topográfico - Theta (4-8Hz) Potencia Absoluta



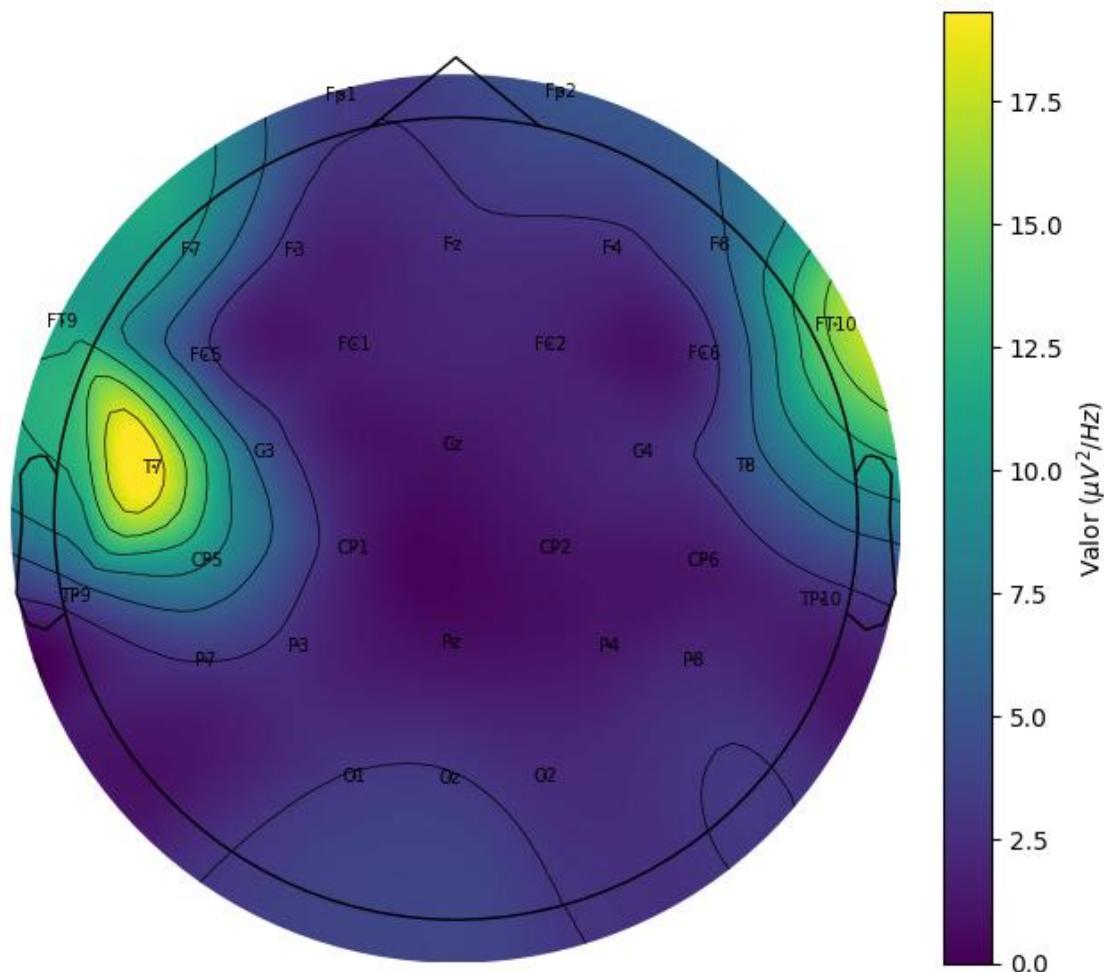
Mapa Topográfico - Alpha (8-13Hz) Potencia Absoluta



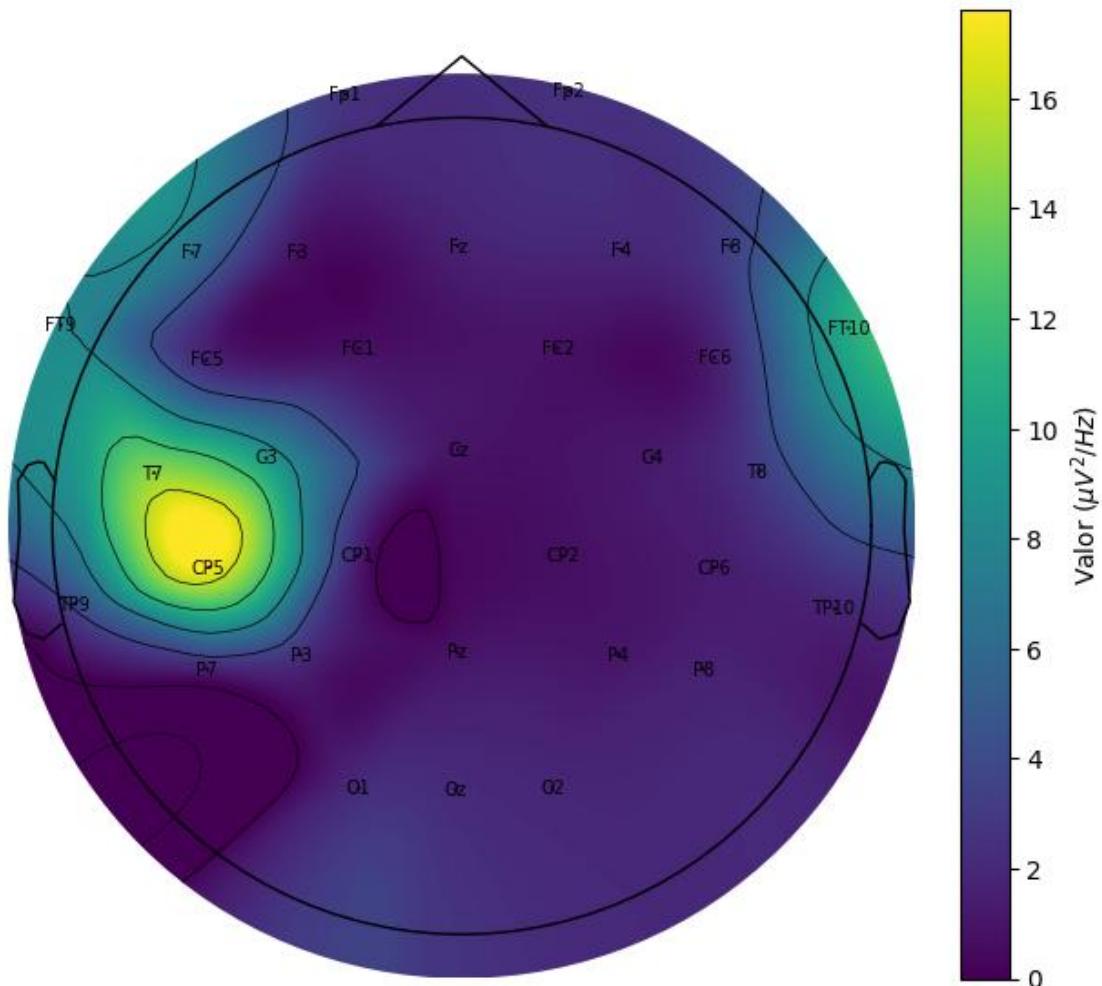
Mapa Topográfico - Beta Bajo (13-20Hz) Potencia Absoluta



Mapa Topográfico - Beta Alto (20-30Hz) Potencia Absoluta

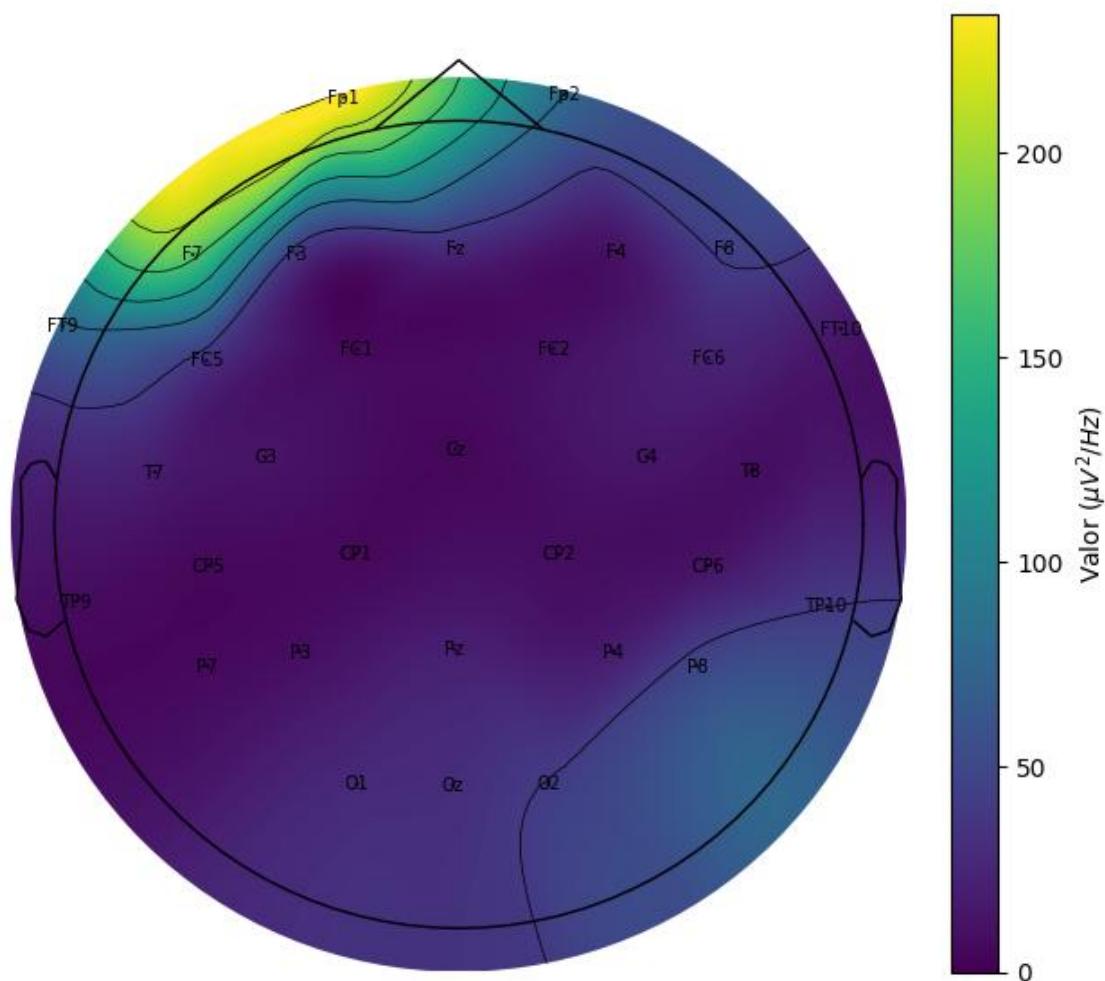


Mapa Topográfico - Gamma (30-40Hz) Potencia Absoluta

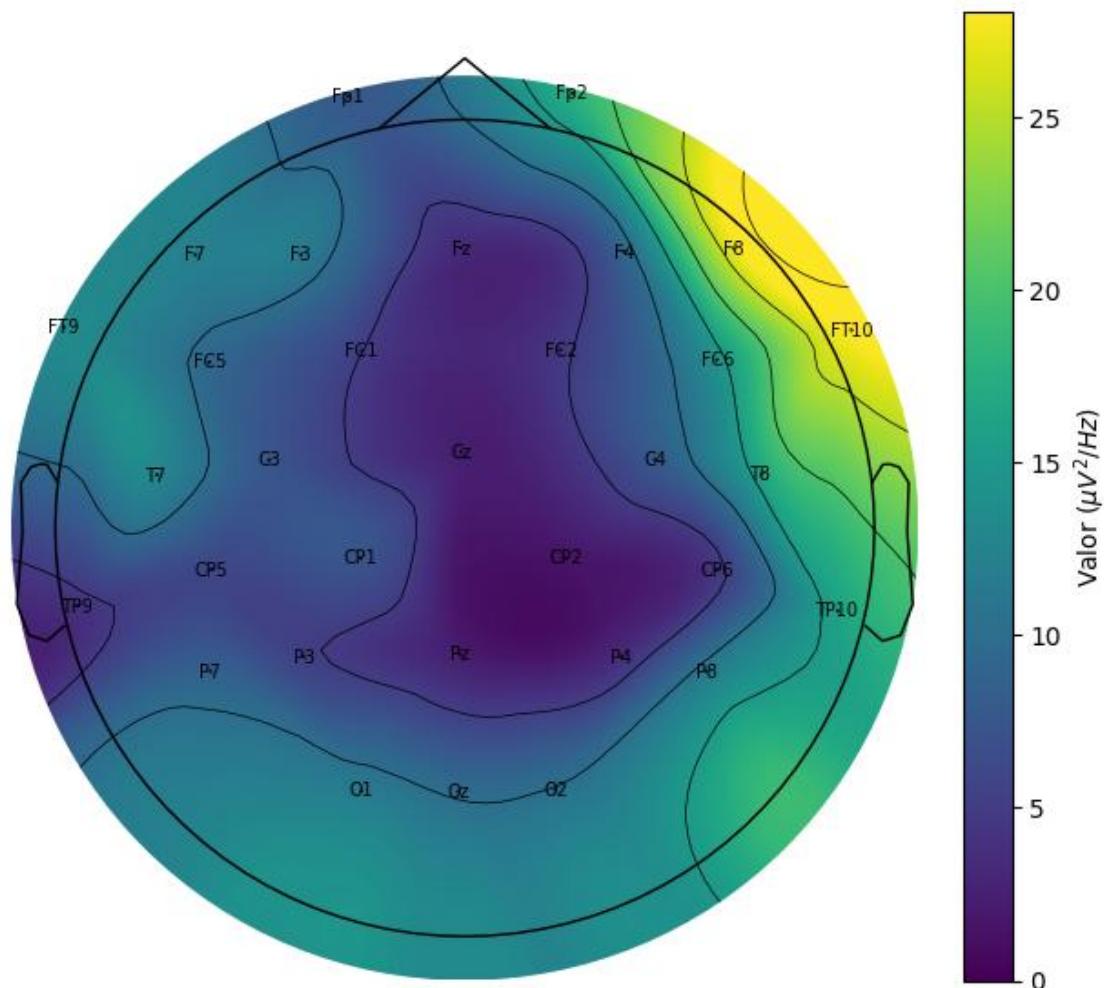


RECHAZO

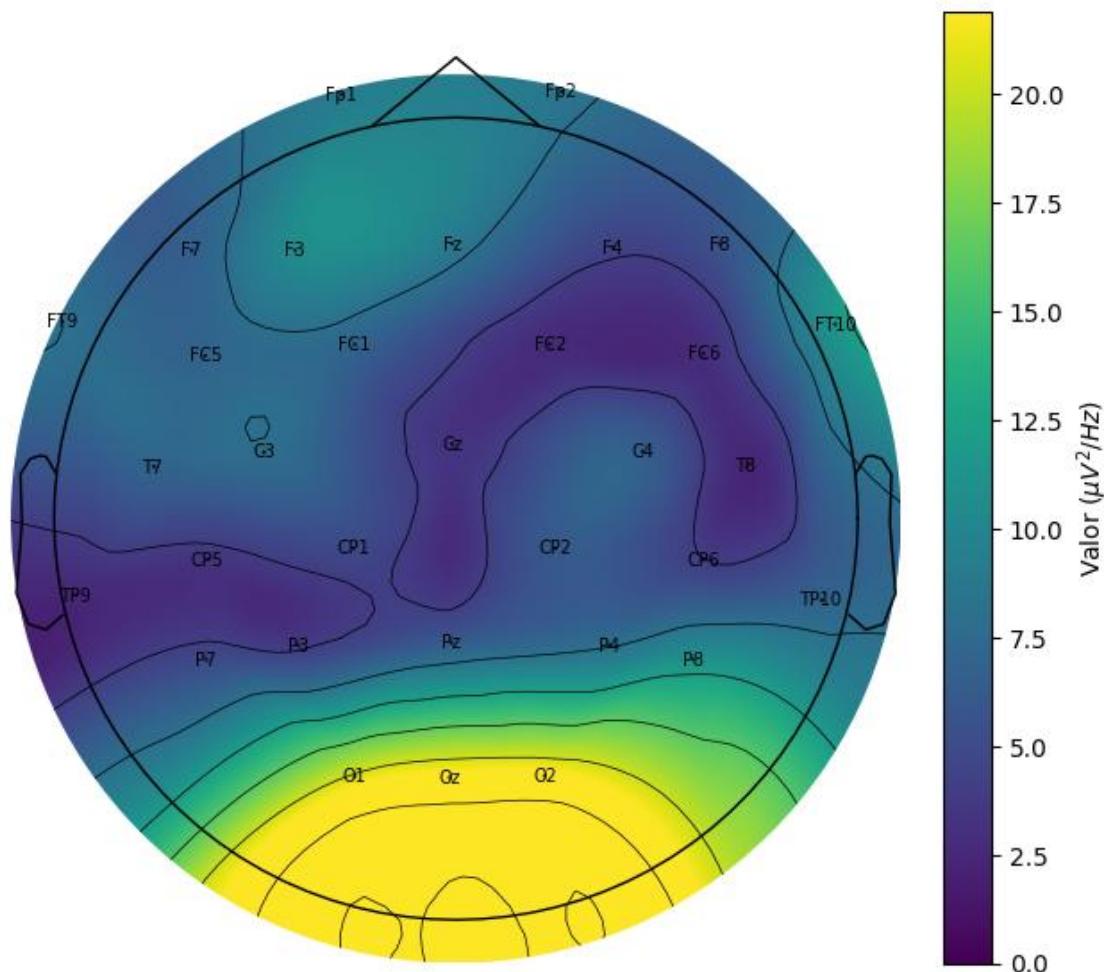
Mapa Topográfico - Delta (1-4Hz) Potencia Absoluta



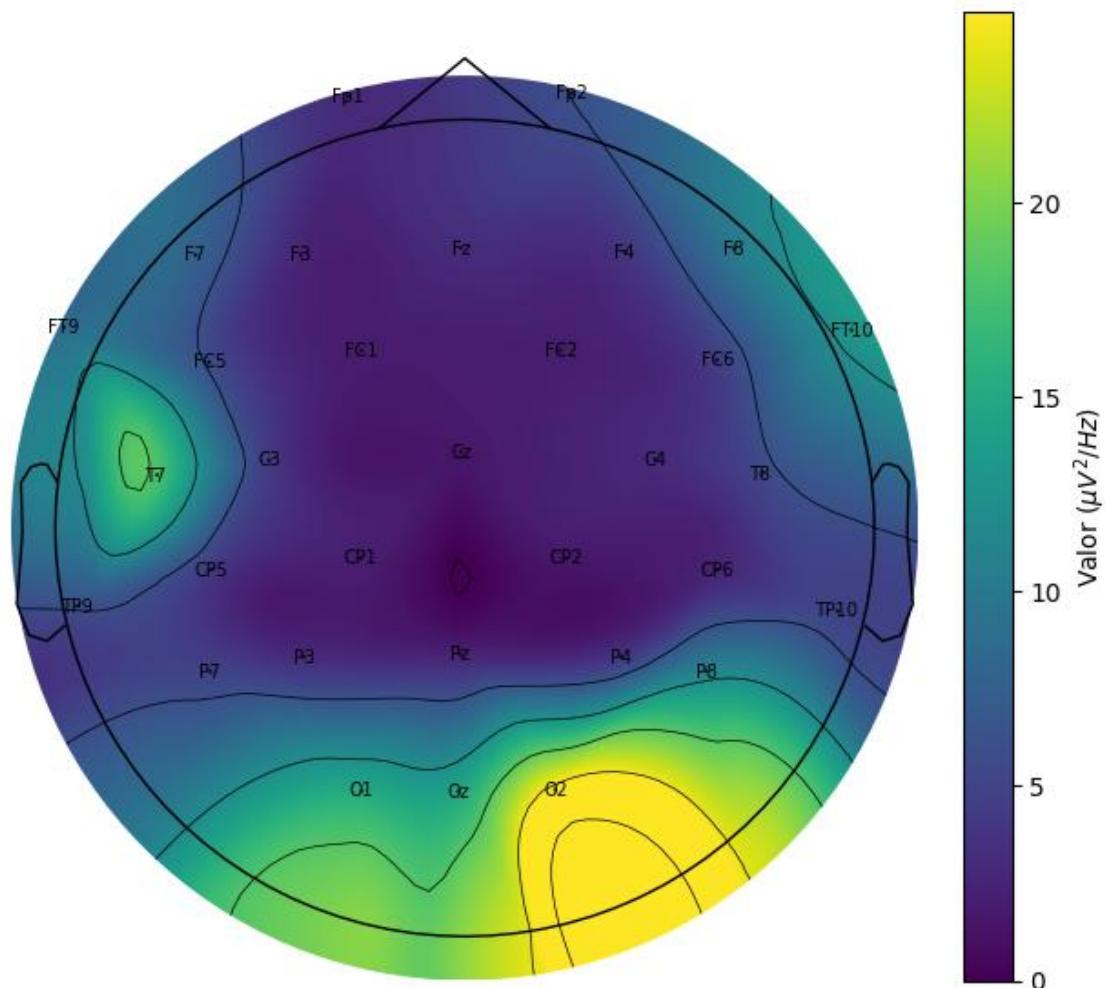
Mapa Topográfico - Theta (4-8Hz) Potencia Absoluta



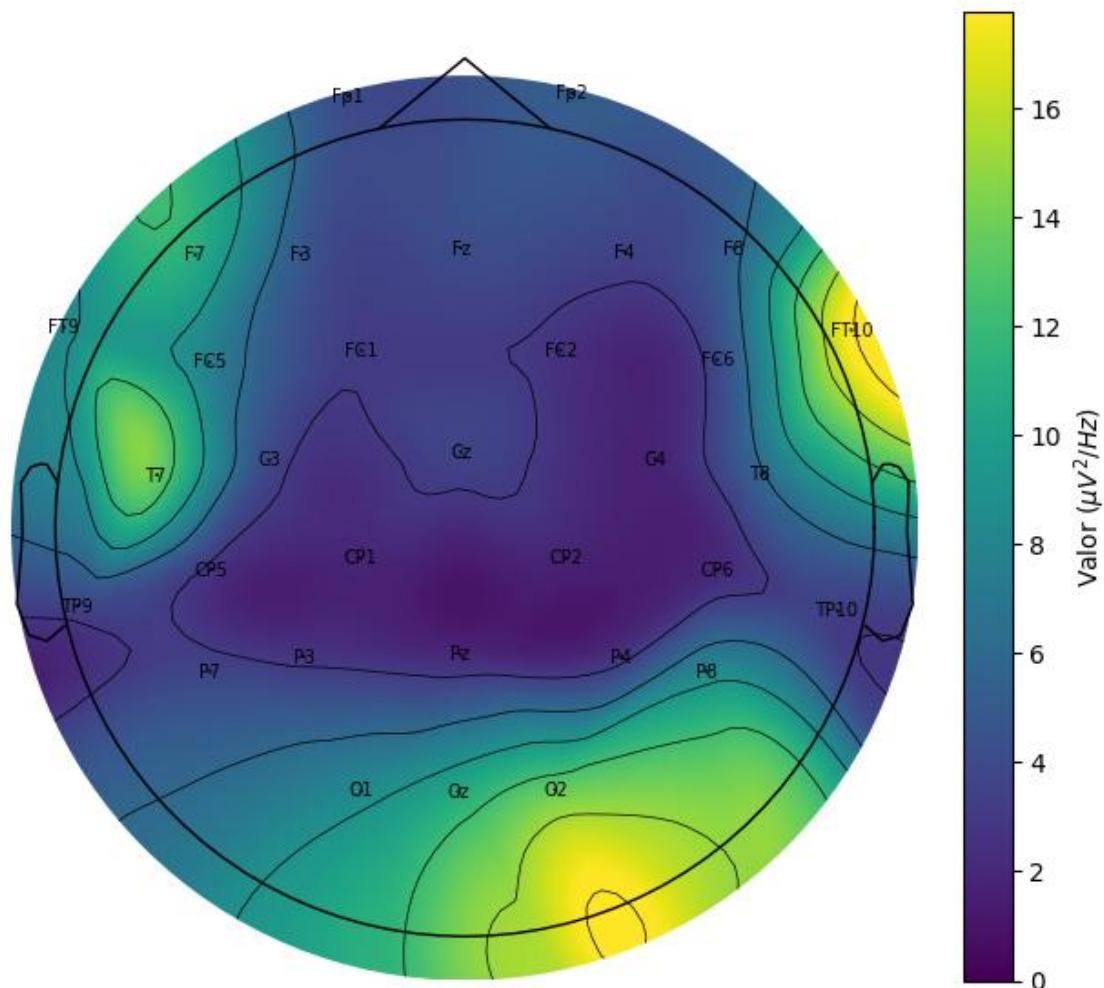
Mapa Topográfico - Alpha (8-13Hz) Potencia Absoluta



Mapa Topográfico - Beta Bajo (13-20Hz) Potencia Absoluta



Mapa Topográfico - Beta Alto (20-30Hz) Potencia Absoluta



Mapa Topográfico - Gamma (30-40Hz) Potencia Absoluta

