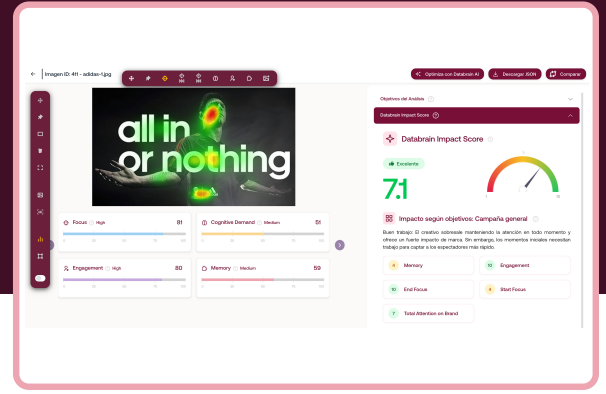


databrain IA Tech Paper



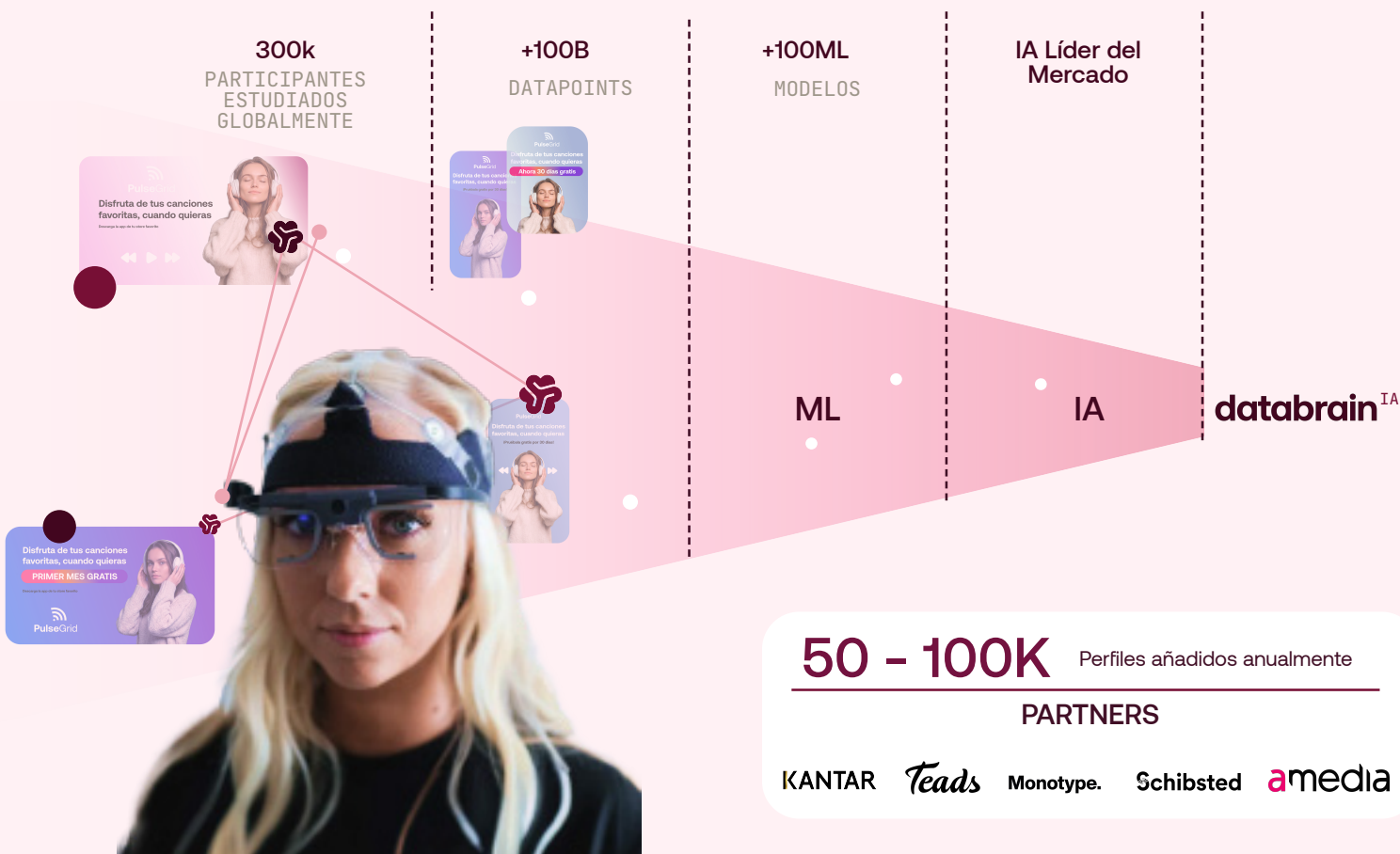
Fundamentos Científicos y Arquitectura Predictiva

Este documento proporciona una exposición técnica y científica de la plataforma operada por **Databrain**, especificando sus fundamentos teóricos, la arquitectura de sus modelos, la formulación de sus métricas y la metodología de validación estadística.

La plataforma se estructura sobre una base de investigación en neurociencia del consumidor acumulada durante más de dos décadas. Los algoritmos de predicción son entrenados utilizando un conjunto de datos patentado, estructurado a partir de las respuestas conductuales implícitas de más de 300,000 participantes evaluados bajo parámetros de laboratorio rigurosos. Este modelo de datos cuantifica con exactitud cómo los individuos dirigen la atención, procesan la carga cognitiva y generan respuestas emocionales frente a estímulos visuales, manteniendo una optimización estricta sobre materiales publicitarios distribuidos en plataformas digitales, medios impresos y formatos Out-of-Home (OOH).

Los apartados subsiguientes documentan los protocolos de recolección de datos y aseguramiento de calidad, la ingeniería de los modelos de atención y emoción visual, la base metodológica subyacente a cada métrica operativa y el marco de validación de múltiples niveles ejecutado para comprobar la fiabilidad del rendimiento predictivo.

Tecnología Utilizada Por Líderes Globales



Índice de Contenidos

Introducción	3
Relevancia de las Respuestas Implícitas en la Eficiencia Publicitaria	4
Protocolos de Recolección y Procesamiento de Datos	5
Auditoría y Aseguramiento de Calidad para Modelos Predictivos	6
Modelado Visual y Predicción de Atención	7
Arquitectura del Modelo de Visión Computacional	8
Evolución del Mapa de Saliencia Tradicional	9
Detección y Áreas de Interés (AOI)	10
Cuantificación Analítica: Métricas de Atención (AOI Scores)	11
Validación: Un Compromiso con la Exactitud Científica	12 -14
Predicción de Emociones y Cuantificación del Inconsciente	15 - 17
Demanda Cognitiva: Índice de Complejidad Visual	18
Predicción de Memoria con IA	19 - 20
De la Predicción a la Sugerencia: Objetivos de la IA de Databrain	21
De la Predicción a la Sugerencia: Benchmarks de la IA de Databrain	22
De la Predicción a la Sugerencia: Databrain Impact Score	23
De la Predicción a la Sugerencia: Motor de Recomendaciones	24
Del Insight a la Solución Visual: IA Generativa de Databrain	25
Referencias Científicas	26

Introducción

El Potencial de la Inteligencia Artificial Estructurada sobre Neurociencia

La predicción del comportamiento del consumidor presenta desafíos técnicos debido a la incapacidad de los métodos declarativos para registrar los impulsores subconscientes de la elección. Los instrumentos neurocientíficos tradicionales implican altos costos y tiempos de ejecución que dificultan su aplicación a gran escala. La Inteligencia Artificial resuelve estas variables operativas al proporcionar métricas neurocientíficas con la velocidad y escalabilidad requeridas por el marketing moderno. La capacidad predictiva de un algoritmo está determinada por la especificidad de sus datos de entrenamiento. Los modelos estructurados sobre información genérica carecen de la calibración técnica para pronosticar las respuestas emocionales y cognitivas precisas de los consumidores reales.

Este documento técnico expone la arquitectura de Databrain, una plataforma predictiva desarrollada para superar las restricciones operativas de la investigación tradicional y de los modelos algorítmicos generalistas. El ecosistema operativo se fundamenta en la integración tecnológica de Neurons Inc., respaldada por una de las bases de datos patentadas de neurociencia del consumidor más extensas a nivel global, curada mediante más de una década de investigación empírica. Este corpus de datos conductuales registra los niveles de atención, procesamiento cognitivo y respuesta emocional frente a estímulos comerciales en formatos digitales, out-of-home e impresos. La precisión de estos modelos predictivos deriva de este activo cuantitativo, el cual procesa más de 100 mil millones de puntos de datos conductuales provenientes de más de 100,000 participantes evaluados anualmente.

El presente documento proporciona un desglose exhaustivo de la ciencia, la tecnología y los protocolos de validación que sostienen esta infraestructura predictiva. Se detalla el marco teórico, la arquitectura de los modelos de visión predictiva, la metodología de cada métrica y el proceso de validación estadística de múltiples niveles. El objetivo central es dotar a los estrategas y analistas de mercado de una comprensión técnica del sistema, consolidando su viabilidad como instrumento de auditoría para la efectividad creativa.

ARQUITECTURA CIENTÍFICA Y COMERCIAL

Motor neuropredictivo adaptado a LATAM



Motor Predictivo Validado en Neurociencia Conductual

Desarrollo tecnológico a cargo del Dr. Thomas Z. Ramsøy (PhD en Neurobiología, CEO Neurons).



Procesamiento de Datos: Databrain audita los datos biométricos crudos suministrados por la tecnología subyacente para estructurar directrices de optimización publicitaria.



Autoría Científica: Autor de 4 obras de referencia en la industria del comportamiento.



Validación Institucional: Modelos desarrollados en colaboración con investigadores de prestigiosas universidades.



Modelado Predictivo Aplicado a la Conversión

Dirección estratégica a cargo de Darío G. Treco (MsC. en Neuromarketing, CEO Databrain).



Procesamiento de Datos: Databrain audita los datos biométricos crudos suministrados por la tecnología subyacente para estructurar directrices de optimización publicitaria.



Ejecución Empírica: La integración de esta inteligencia algorítmica permite escalar la evaluación de activos visuales mediante protocolos repetibles y medibles.



Eficiencia de Mercado: Cada alteración compositiva se fundamenta en métricas comprobables de atención y carga cognitiva, garantizando la eficiencia operativa y la maximización del retorno de inversión en la pauta de medios.



Especialización y Liderazgo Académico: Diseño de programas curriculares y formación técnica en Ciencias del Comportamiento y Neuromarketing aplicado a la eficiencia de mercado.

Relevancia de las Respuestas Implícitas en la Eficiencia Publicitaria

La Fisiología de la Decisión de Consumo

El proceso de toma de decisiones opera mediante una integración compleja de procesamiento consciente y respuestas fisiológicas automáticas. La evidencia empírica acumulada durante décadas, respaldada por el Premio Nobel de Economía otorgado a Daniel Kahneman en 2002, demuestra que las variables subconscientes actúan como predictores fundamentales del comportamiento económico y la elección comercial.

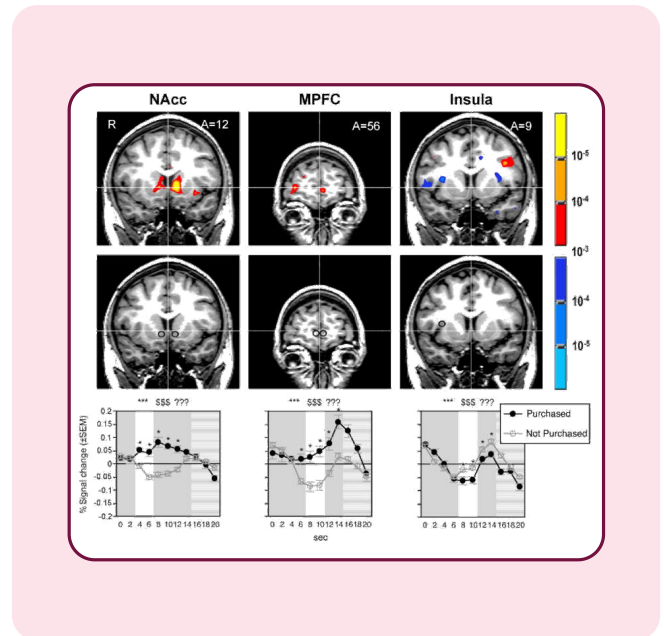
Límites Estructurales de la Investigación Declarativa

Una porción mayoritaria de la investigación de mercado opera sobre herramientas de recolección de datos explícitos —encuestas, entrevistas o focus groups—, las cuales documentan la racionalización posterior a la exposición del estímulo. Dado que la decisión de consumo es impulsada intrínsecamente por procesos neurobiológicos subyacentes, la auditoría técnica del rendimiento publicitario exige instrumentos capaces de registrar las influencias que operan antes de la verbalización del sujeto.

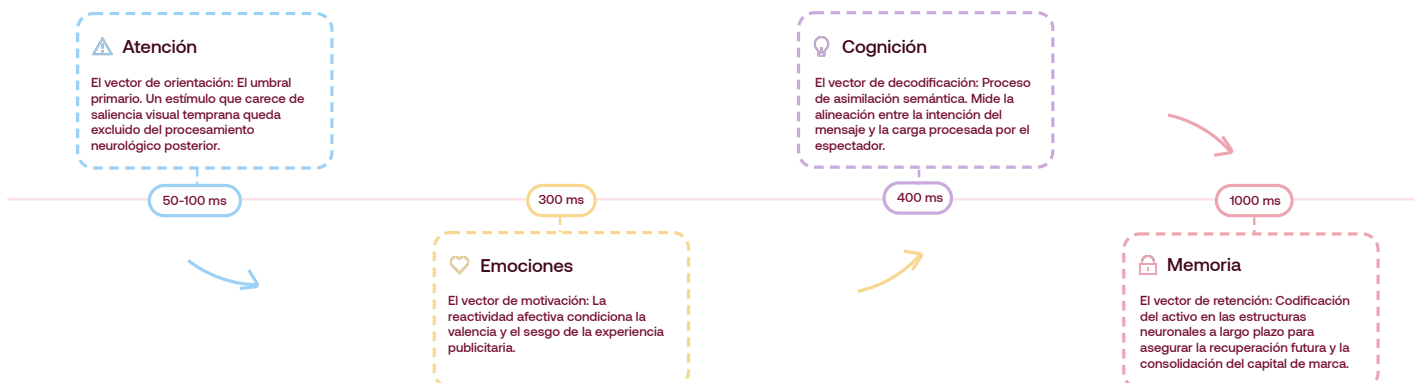
Modelado Predictivo a través de Métricas Implícitas

Las metodologías de medición implícita exponen dimensiones del comportamiento inaccesibles para las métricas declarativas convencionales. El despliegue de tecnologías biométricas —como las pruebas de respuesta rápida (FRT), eye-tracking y neuroimagen— permite registrar la reactividad automática e instintiva frente a activos gráficos, marcas o productos. Estas lecturas fisiológicas capturan sesgos y preferencias latentes sin interferencias de deseabilidad social. En este sentido, la evidencia clínica documentada por Knutson et al. valida que la activación en circuitos neuronales específicos predice la decisión de compra con mayor exactitud que el propio autorreporte del consumidor.

La activación de circuitos neuronales asociados a emociones anticipatorias (ej. el Núcleo Accumbens o NAcc) precede y condiciona las decisiones de compra durante la fase de exposición al producto y la variable de precio.



Modelado Predictivo a través de Métricas Implícitas



Protocolos de Recolección y Procesamiento de Datos

La extracción de directrices comerciales exige una infraestructura de datos inquebrantable. Los protocolos estadísticos de múltiples capas implementados aseguran que cada métrica recolectada —tanto en entornos de laboratorio físico como a través de paneles digitales a escala global— sea representativa, fiable y estrictamente replicable. Esta rigurosidad metodológica garantiza la toma de decisiones corporativas respaldadas de manera exclusiva por evidencia empírica.

Muestreo Robusto y Representatividad Demográfica

La validez predictiva de cualquier modelo algorítmico depende directamente de la integridad de su muestra. Se ejecutan métodos de selección rigurosos para certificar que las variables fisiológicas y conductuales registradas constituyan un reflejo exacto del segmento objetivo en el mercado.

Dimensionamiento Científico de la Muestra

El estándar operativo establece un umbral mínimo de 30 individuos por cohorte (segmentados por variables como rango etario o nivel de ingresos) para estudios biométricos presenciales de alta fidelidad, y 100 individuos para la ejecución en paneles digitales. Esta parametrización deriva de cálculos matemáticos de poder estadístico y tamaño del efecto, asegurando el rigor y la replicabilidad de las conclusiones extraídas.

Representación Demográfica Dirigida

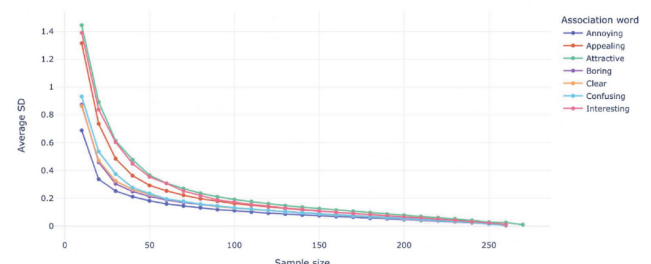
Frente a diseños experimentales que demandan análisis comparativos entre segmentos aislados, la metodología escala de manera proporcional. Un estudio que contraste tres grupos demográficos distintos exige un volumen mínimo de 3×30 participantes en laboratorio y 3×100 en medición online. La estructuración del reclutamiento se ajusta a las demandas comerciales del cliente, controlando la paridad de género y la delimitación estricta de variables de segmentación.

Contingencia Estructural (Over-recruiting)

Como mecanismo de mitigación ante posibles anomalías en las lecturas, exclusiones por calibración o deserciones durante la fase de prueba, los protocolos incorporan un sobre-reclutamiento sistemático del 10%, blindando la validez matemática de la muestra final.

Relación entre Tamaño Muestral y Fiabilidad de Datos

Para certificar la fiabilidad de las calificaciones en las asociaciones semánticas, el sistema mide la fluctuación del error frente a la expansión de la muestra. La curva evidencia que, a medida que el volumen muestral aumenta, la desviación estándar promedio desciende drásticamente hasta su estabilización. El volumen de ≈ 150 participantes marca el umbral técnico donde el modelo alcanza una incertidumbre residual mínima, garantizando una alta fiabilidad en la predicción comercial.



Auditoría y Aseguramiento de Calidad para Modelos Predictivos

Protocolos de Validación Multicapa

Protocolos Físicos en Laboratorio (Eye-Tracking y EEG)

La infraestructura exige un control de calidad meticuloso de 7 fases para aislar variables de confusión y garantizar la pureza absoluta de la señal biométrica recolectada:

- ✿ **Filtrado Biológico (Screening):** Restricción estricta de consumo previo de alcohol, cafeína o nicotina en los sujetos de prueba para asegurar la captura de respuestas cognitivas y fisiológicas inalteradas.
- ✿ **Integridad Técnica y Calibración:** Ejecución de diagnósticos de hardware y software previos a cada sesión. El sistema impone la exclusión automática de participantes que no superen los umbrales de precisión (ej. exactitud de fijación ocular <80% o fallas de estabilización en la señal EEG).
- ✿ **Auditoría de Calidad de Señal:** Los registros con captura insuficiente (inferior al 65% de la data del rastreo ocular) o con ruido excesivo (señales EEG que excedan 3 desviaciones estándar respecto a la media poblacional) son sistemáticamente aislados y excluidos del modelo algorítmico.

Protocolos para Paneles Digitales a Escala

La infraestructura de testeo remoto integra medidas de control algorítmico que superan los estándares de recolección convencionales de la industria:

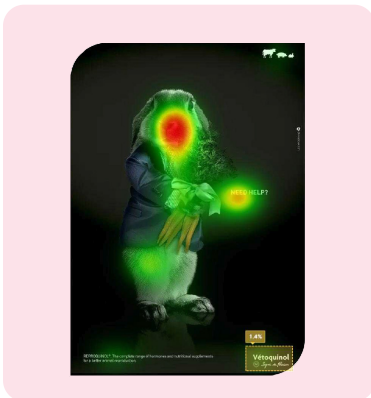
- ✿ **Monitoreo de Rendimiento en Tiempo Real:** Auditoría latente de los tiempos de reacción motora para evaluar el compromiso del usuario. Las métricas atípicas (latencias de respuesta fuera del rango operativo de 0.3s - 2.5s en test FRT) generan alertas del sistema. Si un sujeto supera el 50% de interacciones en márgenes inaceptables, es descalificado y su data descartada.
- ✿ **Refinamiento Metodológico y Mitigación de Sesgos:** Diseño de pruebas calibrado para neutralizar sesgos cognitivos documentados. Para contrarrestar el "efecto de latencia de la primera palabra", el sistema inyecta un término de control ancla ("Genial") al inicio de las sesiones, normalizando matemáticamente los tiempos de reacción subsecuentes.
- ✿ **Acondicionamiento del Usuario (Respondent Training):** Ejecución de tareas de práctica obligatorias para consolidar la comprensión de la interfaz antes de iniciar la recolección, optimizando la exactitud de las métricas finales.

Cumplimiento Normativo y Anonimización Estructural

La operatividad de Databrain con datos biométricos globales a través de la tecnología subyacente se subordina a regulaciones de máxima exigencia internacional (RGPD de la Unión Europea y normativas éticas de la Declaración de Helsinki).

- Desvinculación absoluta entre datos biométricos y variables de identificación personal mediante encriptación por log único.
- Ejecución de contratos de confidencialidad estricta (NDA) para la totalidad del personal con acceso a servidores.
- Destrucción criptográfica de archivos temporales de proyectos una vez finalizado el ciclo de procesamiento y entrega.


Modelado Visual y Predicción de Atención



La Atención como Variable Crítica de Conversión

La atención visual opera como el filtro primario e indispensable en el proceso de toma de decisiones del consumidor. En entornos caracterizados por la saturación de estímulos, la capacidad de dirigir el enfoque hacia vectores específicos determina la viabilidad comercial del mensaje. La cuantificación exacta de los patrones de atención permite optimizar la composición del contenido, incrementando la efectividad de la pauta y mitigando el desperdicio de capital en elementos gráficos que no logran ser decodificados.

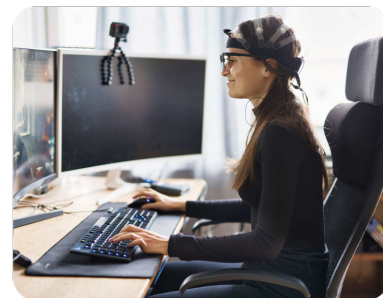
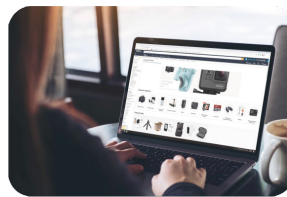
El uso de eye-trackers es una excelente herramienta para medir la atención del consumidor.

 En esta premiada publicidad la marca pasa desapercibida

Cumplimiento Normativo y Anonimización Estructural

La exactitud del modelo de atención operado por Databrain deriva estructuralmente de la arquitectura de datos que lo alimenta. El algoritmo rechaza el uso de repositorios de saliencia genéricos y se calibra exclusivamente mediante la base de datos patentada de neurociencia del consumidor de la tecnología subyacente, la cual consolida las siguientes métricas operativas:

- Más de mil millones de puntos de datos de eye-tracking procesados.
- Auditoría sobre un inventario superior a 8,000 piezas publicitarias, con una tasa de expansión de datos del 20% interanual.
- Parametrización muestral estricta de 30 a 40 participantes por activo analizado.
- Evaluación segmentada a través de 15 contextos de consumo, abarcando pauta digital, redes sociales, packaging, impresos y formatos Out-of-Home (OOH).



Fidelidad de la Métrica Fundamental (Ground-Truth Data)

La matriz de datos base (ground-truth) que entrena a la inteligencia artificial se extrae de forma exclusiva mediante estudios de eye-tracking de grado de laboratorio. La recolección biométrica emplea instrumentación de telemetría ocular de alta gama (sistemas Tobii X2-30, Tobii Pro Nano y Tobii Glasses Pro 2) para asegurar una fidelidad absoluta en el registro de puntos de fijación, trayectorias del movimiento sacádico y tiempos de retención atencional. Esta rigurosidad en la recolección de la información cruda, sumada a estrictos protocolos de evaluación, garantiza que las proyecciones visuales entregadas alcancen una precisión superior al 95% al contrastarse contra pruebas físicas de rastreo ocular en laboratorio.

Arquitectura del Modelo de Visión Computacional

Modelo de Visión Computacional por Deep Learning

El modelo de atención es un autoencoder convolucional integral que presenta una sofisticada arquitectura de codificador-decodificador. Esta estructura integra componentes de visión artificial de última generación, como ConvNeXt y ResNet50, para asegurar un renderizado de salida equilibrado y de alta precisión.

Una decisión metodológica crítica fue entrenar el modelo desde cero (from scratch) de manera exclusiva sobre la base de datos patentada de la tecnología subyacente. Este ecosistema contiene volúmenes masivos de datos de telemetría ocular (eye-tracking) recopilados específicamente sobre el comportamiento del consumidor.

Este enfoque garantiza que la extracción de características del modelo esté completamente optimizada para predecir la atención comercial, eludiendo los sesgos inherentes a los repositorios de datos públicos genéricos. El proceso de entrenamiento fue auditado rigurosamente, evaluando su rendimiento algorítmico mediante medidas estadísticas como la Divergencia de Kullback-Leibler (KLD) y el Error Cuadrático Medio (MSE) para garantizar un nivel de precisión predictiva del 95%.



Esquema funcional de la arquitectura del modelo predictivo de atención audiovisual.

Base de Datos Biométrica

La inteligencia artificial se estructura sobre datos de telemetría ocular (eye-tracking) orientados al consumidor, extraídos de investigaciones biométricas continuas. Este corpus constituye uno de los repositorios de atención visual de alta calidad más extensos a nivel global, compilando registros de más de 20,000 participantes de todo el mundo. La muestra incluye individuos expuestos a diversos estímulos comerciales reales, abarcando desde el consumo de pauta en redes sociales y televisión, hasta la lectura de medios gráficos impresos.

Entrenamiento Algorítmico (Machine Learning)

A partir de la recolección física de rastreo ocular, el sistema generó mapas de calor empíricos. Sobre este volumen de información, se entrenaron y evaluaron comparativamente cerca de 200 arquitecturas de machine learning distintas para aislar el modelo de mayor rendimiento. Para garantizar la viabilidad y pureza estadística, el corpus de datos se segmentó de forma aleatoria en cada iteración de entrenamiento: asignando una fracción para la calibración directa de la red y una segunda fracción estrictamente para las pruebas de validación.

Proyección Atencional de Alta Fidelidad

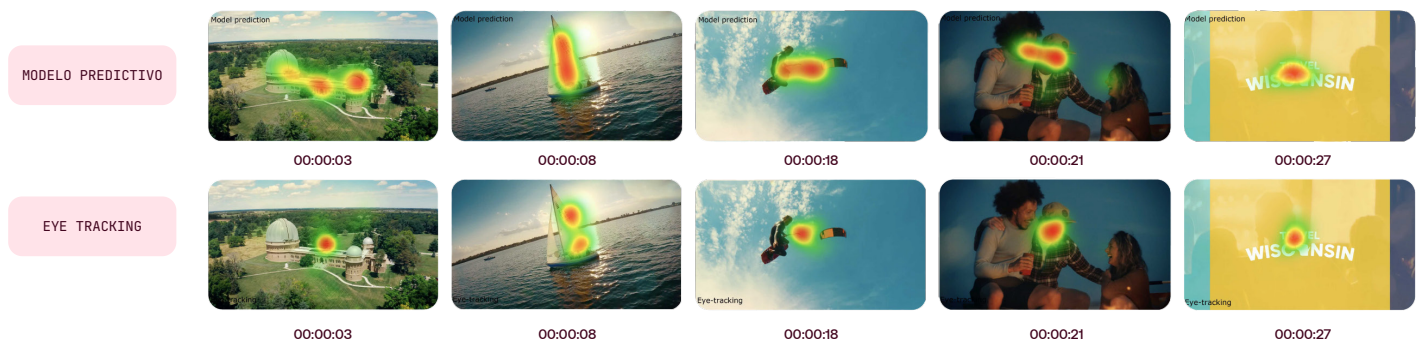
La validación empírica y los testeos exhaustivos demuestran que el procesamiento de un activo gráfico en la plataforma genera un mapa predictivo con una precisión superior al 95% en cuestión de segundos. El resultado arrojado por el algoritmo es estadísticamente equivalente al mapa de calor que se obtendría mediante la recolección física de datos biométricos de aproximadamente 150 sujetos expuestos a la misma pieza publicitaria durante 5 segundos.

Evolución del Mapa de Saliencia Tradicional

Modelado Predictivo para Formatos Audiovisuales

La predicción atencional en contenido dinámico presenta fricciones operativas específicas. El sistema resuelve esta complejidad mediante un modelo algorítmico especializado para video, cuya arquitectura implementa una ventana flotante de 2 segundos que procesa segmentos temporales superpuestos para simular la dinámica visual humana.

Iteraciones algorítmicas tempranas presentaban un error de procesamiento: predecían un desplazamiento instantáneo de la atención ante la aparición de un nuevo objeto en pantalla. La fisiología ocular humana opera con una latencia mecánica inherente; la fijación visual se mantiene de forma residual en el punto de interés previo durante una fracción de segundo tras un corte de escena, antes de ejecutar el movimiento sacádico hacia el nuevo estímulo. La operación de ventana flotante fue estructurada algorítmicamente para replicar estos retardos neuromotores, dotando al modelo de un realismo conductual estricto. Esta capacidad emergente es el resultado directo de someter la red neuronal a miles de horas de registros reales de telemetría ocular provistos por la tecnología subyacente, validando la superioridad del conjunto de datos sobre el rendimiento predictivo final.



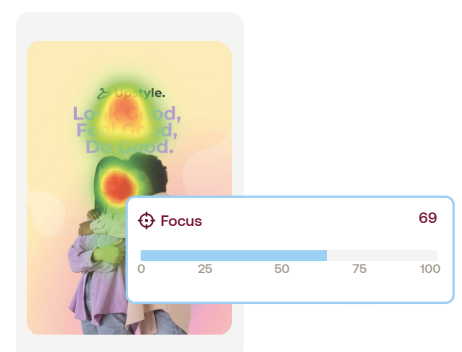
Análisis de Atención Inicial y Final

Los algoritmos proyectan la topografía de la fijación visual durante los primeros y últimos 2 segundos de una exposición publicitaria estándar de 5 segundos. El procesamiento de cada ventana temporal (apertura y cierre) es ejecutado por redes de inteligencia artificial independientes. Esta segmentación analítica permite auditar empíricamente si los vectores críticos de conversión —como la identidad de marca o el Call to Action (CTA)— logran capturar la atención de forma instantánea o si exigen una exposición prolongada para ser asimilados por el espectador.

Dispersión Atencional: Métrica de Enfoque (Focus)

El puntaje de Enfoque (Focus) es un coeficiente derivado matemáticamente del mapa de calor atencional. Fundamentado en la investigación empírica sobre "dispersión atencional" de Teixeira, Wedel y Pieters, este indicador mide la distribución topográfica de la atención visual a través de la composición de la pieza.

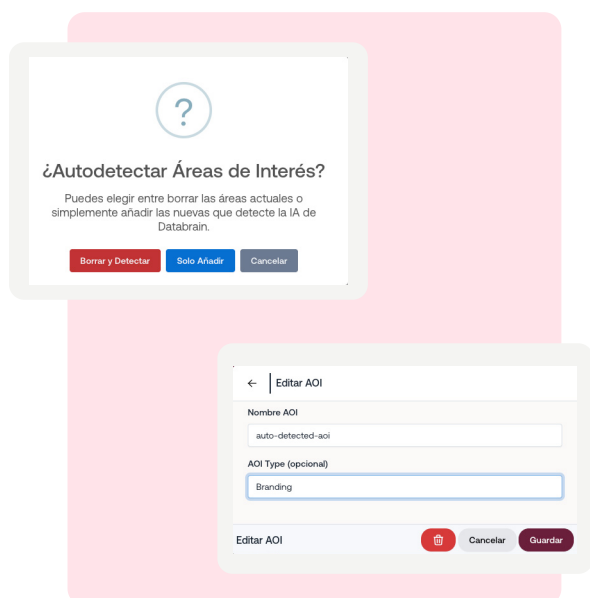
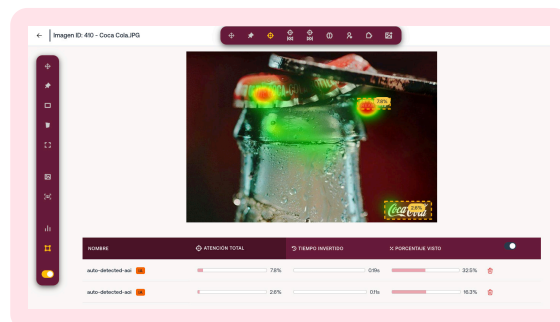
El algoritmo identifica la concentración visual: un índice de Enfoque elevado determina que la fijación ocular convergerá en un número reducido de áreas específicas, indicando una alta retención y claridad en la jerarquía. Por el contrario, un puntaje bajo advierte una dispersión de la mirada a través del contenido, evidenciando un diseño que fragmenta la atención e incrementa la fricción cognitiva.



Detección y Áreas de Interés (AOI)

Delimitación Estratégica (¿Qué son las AOIs?)

Mientras que los patrones de atención global proveen un diagnóstico de la jerarquía visual, la efectividad publicitaria y la conversión dependen estrictamente de que la fijación ocular converja en elementos con relevancia comercial directa. La plataforma de Databrain proporciona un instrumental de auditoría granular mediante las Áreas de Interés (AOIs). Estas delimitan regiones espaciales específicas dentro de la composición —como logotipos, productos o Calls to Action— y agregan la densidad de los datos atencionales sobre dichos vectores. Constituyen la base matemática para cualquier optimización creativa.



Modelo Predictivo de Detección Automatizada

Para escalar la operatividad analítica, la plataforma integra un modelo de detección de objetos basado en deep learning, entrenado de forma exclusiva en morfología publicitaria.

En la interfaz de Databrain, este flujo se ejecuta con máxima eficiencia: desde el menú de herramientas superior, el usuario acciona el comando de autodescubrimiento. Tras un cuadro de confirmación (que permite decidir entre conservar o purgar las áreas previas), la inteligencia artificial mapea la composición visual y clasifica los polígonos detectados de forma automática en cinco parámetros críticos: Branding, Producto, Titular (Headline), Cuerpo de Texto y CTA.

A diferencia de las IA de propósito general, este modelo de especialización comprende el lenguaje visual del marketing y la saturación de sus entornos comerciales, logrando un rendimiento de detección algorítmica que supera en un 40% la precisión del modelo Google Vision.

Ⓞ Exclusión Metodológica de Mapas de Trayecto (Gaze Mapping)

A diferencia de otras herramientas comerciales en el mercado, Databrain excluye deliberadamente la entrega de puntuaciones o gráficos de mapeo de trayecto ocular (gaze mapping). Esta restricción obedece a una decisión metodológica estricta: los mapas de recorrido exhiben una varianza individual demasiado severa para generar proyecciones predictivas estables o fiables. Incorporar este tipo de métricas significaría comprometer los estándares de exactitud estadística y rigor empírico que sostienen la viabilidad de la plataforma.

Cuantificación Analítica: Métricas de Atención (AOI Scores)

De la Detección a la Cuantificación

La delimitación geométrica de las Áreas de Interés (AOI) constituye únicamente la fase de aislamiento. La capacidad de auditoría de la plataforma reside en la extracción de telemetría predictiva específica para cada polígono trazado. El algoritmo procesa la densidad del mapa de calor y la traduce a variables matemáticas estructuradas, eliminando la interpretación subjetiva del diseño gráfico y reemplazándola por datos de viabilidad comercial.

Matriz de Indicadores Atencionales

La plataforma de Databrain procesa y consolida tres indicadores fundamentales para auditar la jerarquía visual y la tracción de cada elemento publicitario:

Atención Total (Share of Attention):

Determina la proporción de fijación visual que captura el área designada en relación con la totalidad de la pieza gráfica. Esta métrica cuantifica la dominancia topográfica del estímulo, estableciendo su capacidad real para monopolizar el procesamiento visual del consumidor frente a elementos competidores dentro del mismo ecosistema de diseño.

Tiempo Invertido (Dwell Time / Time Spent):

Mide la duración absoluta de la fijación ocular (expresada en segundos) sobre el polígono. Esta variable opera como el determinante crítico de la asimilación cognitiva. Permite auditar empíricamente si la latencia visual proyectada es biológicamente suficiente para que el cerebro decodifique el mensaje operativo (por ejemplo, el tiempo mínimo de lectura para un titular complejo o el reconocimiento semántico de un producto).

Porcentaje Visto (Visibility / Seen %):

Establece la probabilidad estadística de que el espectador promedio fije la fovea en la región específica durante el ciclo de exposición. Este indicador predictivo evalúa el riesgo de omisión: determina matemáticamente qué elementos pasarán desapercibidos en el flujo de escaneo visual humano, habilitando la corrección estructural de los vectores de conversión antes de la asignación de capital en pauta.

Validación: Un Compromiso con la Exactitud Científica

Nuestro protocolo de validación multicapa

Para garantizar el rigor científico, hemos establecido un protocolo de validación exhaustivo de múltiples capas para auditar la precisión de nuestros modelos predictivos frente al estándar de oro de la telemetría ocular (eye-tracking) de laboratorio. Este ecosistema se fundamenta en "pilares de verdad" estadísticos, donde cada uno mide un vector independiente de la calidad predictiva.

Coefficiente de Correlación de Pearson (CC): El "Índice de Sincronización"

El **Coefficiente de Correlación de Pearson** mide la correlación lineal entre dos variables (las matrices de intensidad de píxeles del mapa humano real frente al mapa proyectado por la IA). Representa la proporción de su covarianza sobre el producto de sus desviaciones estándar. Su valor oscila entre -1 (correlación negativa perfecta) y +1 (correlación positiva perfecta), siendo 0 la ausencia de correlación.

Operativamente, esta métrica evalúa con qué exactitud las proyecciones del algoritmo fluctúan en estricta sincronía con los movimientos oculares humanos empíricos. Si los consumidores reales concentran intensamente su atención en un logotipo, la IA debe predecir una concentración idéntica sobre ese mismo vector. Un puntaje de 1.0 indicaría una sincronización absoluta. El modelo algorítmico alcanza una correlación aproximada del 95% para el tiempo total de visualización, evidenciando que su cadencia analítica es virtualmente indistinguible del comportamiento humano agregado.

Divergencia de Kullback-Leibler (KLD): El "Error de Asignación"

La **Divergencia de Kullback-Leibler** es una métrica proveniente de la teoría de la información que cuantifica la distancia matemática entre dos distribuciones de probabilidad: la distribución real (Humana) y la distribución predictiva (IA).

En términos de eficiencia, la atención del espectador opera como un capital o presupuesto limitado (el 100% de su atención). Las distintas regiones de la imagen (el logotipo, el rostro, el producto, el fondo) son diferentes activos financieros donde se puede invertir ese presupuesto. La distribución humana (la Verdad) representa la realidad del mercado: los sujetos reales podrían invertir el 60% de su capital atencional en el rostro, el 30% en el titular y el 10% en el producto. La predicción de la IA representa la estrategia de un gestor de fondos de inversión que anticipa cómo se asignará ese presupuesto atencional.

El KLD es el "error de asignación". Mide la brecha matemática entre la estrategia del gestor algorítmico y la realidad operativa del mercado.

- Si la IA proyecta una inversión del 50% en el rostro y 40% en el titular, la "distancia" frente a la realidad es mínima. La estrategia predictiva es sólida.
- Si la IA proyecta una asignación del 90% en el fondo (un activo pobre) y solo el 10% en el rostro, la "distancia" es masiva. La estrategia ha fracasado en alinearse con el mercado.

El mandato técnico exige que el puntaje KLD se mantenga cercano a 0. Un coeficiente bajo certifica que la IA no solo comprende qué elementos observan los consumidores, sino el volumen exacto de capital atencional que le asignan a cada activo en comparación con la realidad empírica.

Validación: Un Compromiso con la Exactitud Científica

Medida de Similitud (SIM): La "Prueba de Superposición"

La **Medida de Similitud**, también conocida como intersección de histogramas, calcula la suma de los valores mínimos en cada segmento (o píxel) de dos histogramas (distribuciones) normalizados. Esta es una evaluación de precisión geográfica. Si imprimiéramos el mapa de atención humana empírico en una transparencia azul y el mapa proyectado por la IA en una transparencia amarilla, el puntaje SIM mide qué porcentaje de la imagen se vuelve verde al superponerlos. Básicamente, cuantifica la intersección física de ambos mapas.

Mientras que el índice de sincronización confirma que la intensidad coincide, la prueba de superposición confirma que la ubicación es precisa. Al validar el modelo contra estas tres métricas complementarias —sincronización, fidelidad de asignación y precisión geográfica— utilizando un conjunto de datos híbrido compuesto por benchmarks de código abierto y activos comerciales patentados, la inteligencia artificial de Databrain establece una base empírica sólida. Esto traslada la analítica predictiva de una "caja negra" inescrutable a una herramienta de inteligencia comercial transparente y verificada.

Un Enfoque Multidimensional de la Validez

Validar un modelo predictivo de IA requiere ir más allá de una única métrica de precisión. Basándose en investigaciones sometidas a revisión por pares (Ramsøy, JAR 2019), la tecnología de Databrain ha establecido su validez a través de múltiples dimensiones:

- **Validez ecológica:** Las predicciones reflejan el comportamiento de visualización en el mundo real, no únicamente en condiciones aisladas de laboratorio.
- **Validez de constructo:** El modelo mide de manera estricta lo que afirma medir.
- **Validez externa:** Los resultados se generalizan a través de distintos contextos, formatos publicitarios y audiencias.
- **Validez interna:** La lógica algorítmica y la estructura matemática del modelo son sólidas.

Más allá de la validez, se ha evaluado la sensibilidad y especificidad para confirmar que el modelo detecta la señal atencional con precisión y evita falsos positivos. La fiabilidad ha sido establecida mediante métodos de simulación de Monte Carlo, los cuales también fundamentan los tamaños de muestra recomendados y confirman una alta consistencia entre diferentes grupos.

Además, hemos ejecutado análisis de agrupamiento (clustering) —incluyendo el Alfa de Cronbach y el Análisis de Componentes Principales (PCA)— para identificar conjuntos de métricas altamente interrelacionadas (por ejemplo, a través de comportamientos de compra, prueba y recomendación), asegurando que nuestros puntajes sean significativamente distintos en lugar de redundantes.

Finalmente, nuestras métricas han sido calibradas continuamente con clientes a lo largo de los años, fundamentándolas en la utilidad comercial real y la eficiencia de mercado, no únicamente en el rendimiento estadístico.

Validación: Un Compromiso con la Exactitud Científica

Modelo de Atención para Imágenes

	DATABRAIN IA	MEJOR MODELO	SEGUNDO MEJOR
CC	0.944	0.883	0.824
SIM	0.824	0.751	0.699
KLD	0.146	0.254	0.347

La comparación del modelo de imágenes se realiza frente al MIT/Tuebingen Saliency Benchmark. Esto demuestra el rendimiento de la predicción de atención visual en imágenes de Databrain frente a los líderes en la proyección de mapas de saliencia, basados en el conjunto de datos de código abierto del MIT. Es importante destacar que el modelo de IA de Databrain está especializado en materiales publicitarios, por lo que logra puntajes de precisión superiores al benchmark del MIT, el cual incluye imágenes naturales.

Puede consultar la tabla de posiciones (leaderboard) [aquí](#).

Modelo de Atención para Video

	DATABRAIN IA	MEJOR MODELO	SEGUNDO MEJOR
CC	0.710	0.5692	0.5461
SIM	0.550	0.4208	0.4068
KLD	0.85	N/A	N/A

La comparación del modelo de video se realiza frente a la tabla de posiciones (leaderboard) de predicción de saliencia en video. Esto demuestra el rendimiento de la predicción de atención audiovisual de Databrain frente a los líderes en la proyección de mapas de saliencia, basados en diferentes conjuntos de datos de código abierto. Es importante destacar que el modelo de IA de Databrain está especializado en materiales publicitarios, por lo que logra puntajes de precisión superiores al benchmark del MIT, el cual incluye imágenes naturales. (Note: original text has a typo referring to MIT benchmark again in the video section, I will translate it directly as requested: "superiores al benchmark del MIT, el cual incluye imágenes naturales".)

Puede consultar la tabla de posiciones (leaderboard) [aquí](#).

Modelo de Atención Mixta (Beta)

	DATABRAIN IA	MEJOR MODELO	SEGUNDO MEJOR
CC	0.730	N/A	N/A
SIM	0.51	N/A	N/A
KLD	N/A	N/A	N/A

Nuestro nuevo modelo de atención para anuncios de medios mixtos se encuentra en fase beta. Actualmente, no existen modelos de investigación de predicción de saliencia especializados en estímulos de medios mixtos. El coeficiente KLD no ha sido calculado debido a lo limitado del conjunto de datos de prueba para este modelo. La tecnología de Databrain continuará recopilando mayores volúmenes de datos de testeo durante el próximo período.

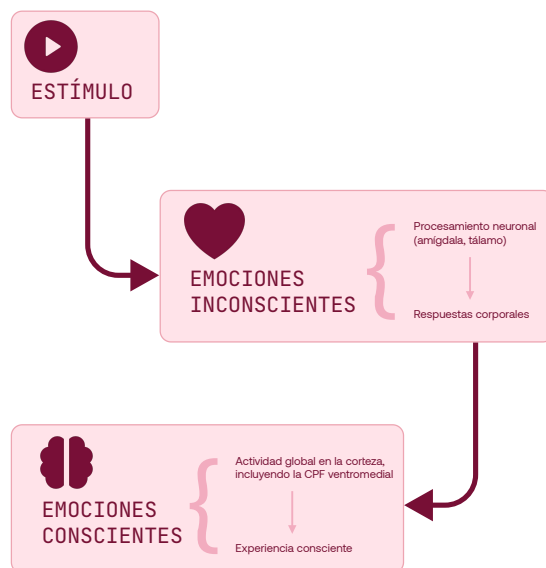
Predicción de Emociones y Cuantificación del Inconsciente

Emociones vs. Sentimientos

Aunque los términos «emociones» y «sentimientos» se utilizan con frecuencia de manera intercambiable, es fundamental comprender la distinción entre ambos.

Las emociones son reacciones automáticas e inconscientes en el cerebro y el cuerpo, desencadenadas de forma automática por factores internos o externos. Las respuestas emocionales a los estímulos surgen en menos de medio segundo, razón por la cual a menudo se describen como una reacción visceral.

Por el contrario, los sentimientos son las experiencias conscientes de esas reacciones emocionales. Solo surgen una vez que las respuestas emocionales inconscientes son llevadas a la conciencia. Por lo tanto, los sentimientos nunca pueden surgir sin reacciones emocionales previas. Las métricas de Databrain se centran en las emociones, las cuales son predictores más fuertes de las decisiones y el comportamiento real, tanto a nivel individual como a nivel de mercado.



En Profundidad: La Metodología del Test de Respuesta Rápida (FRT)

El motor científico detrás del puntaje de Compromiso (Engagement) es un Test de Respuesta Rápida (FRT, por sus siglas en inglés) patentado. El FRT es un tipo de prueba de asociación implícita fundamentada en décadas de investigación en psicología cognitiva, la cual demuestra que el tiempo que toma emitir un juicio es un indicador confiable de la fuerza de la asociación mental subyacente.

En un estudio FRT típico, un participante es expuesto brevemente a un activo creativo. Inmediatamente después de la exposición, se le presenta una serie de palabras o frases atributivas (por ejemplo, "Atractivo", "Confiable", "Innovador"). Su tarea consiste en responder "Sí" o "No" de la manera más rápida y precisa posible para indicar si la palabra describe su percepción sobre el activo.

FRT EMOCIONAL



El principio fundamental es que una respuesta "Sí" más rápida ante un atributo positivo indica una asociación positiva más fuerte, automática y profundamente arraigada. Por el contrario, una respuesta más lenta o un "No" sugiere una asociación más débil o inexistente.

Predicción de Emociones y Cuantificación del Inconsciente

Cálculo del FRT

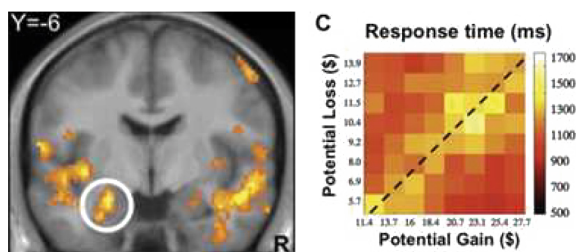
La metodología combina tres elementos clave:

1. Una serie de preguntas binarias (sí/no) sobre un activo.
2. Tiempo de Respuesta (TR): Una medida precisa de la latencia de respuesta registrada en milisegundos. El TR se registra como un indicador (proxy) de certeza.
3. Consenso de Grupo: Calculamos el consenso del grupo como un indicador (proxy) de los efectos en el mercado.

¿Qué es el Tiempo de Respuesta (TR)?

El Tiempo de Respuesta (TR), también conocido como tiempo de reacción o latencia de respuesta, se refiere al tiempo que tardan en producirse las respuestas conductuales durante una tarea particular (Donders, 1969; Luce, 1991). El TR generalmente se refiere al tiempo transcurrido entre la presentación del estímulo externo y la respuesta adecuada (Posner, 1978).

Críticamente, el TR se ve afectado por procesos emocionales y cognitivos, lo que permite utilizarlo como un índice de la emoción inconsciente, la motivación y el procesamiento cognitivo.



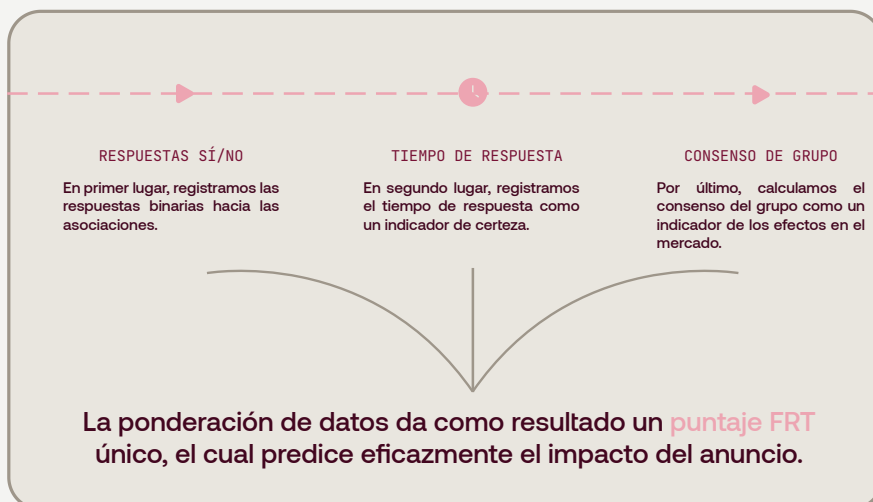
La actividad cerebral en la amígdala (izquierda) está relacionada con un tiempo de respuesta más rápido y elecciones más fáciles (derecha). En nuestro propio trabajo de investigación previo, hemos demostrado la relación entre la preferencia y el tiempo de respuesta: las elecciones más fáciles están relacionadas con tiempos de respuesta más rápidos. Este tiempo de respuesta también está asociado con un mayor compromiso del sistema emocional del cerebro, como la amígdala.

Ponderación de Datos

Ponderamos las respuestas de Sí/No con el tiempo de respuesta para evaluar no solo si los participantes dicen sí o no, sino qué tan seguros están de su respuesta. Las respuestas más rápidas indican una mayor certeza y se ponderan al alza (up-weighted), mientras que las respuestas más lentas indican una menor certeza y se ponderan a la baja (down-weighted).

Los estudios han demostrado que la coherencia del grupo es extremadamente precisa para predecir los efectos en el mercado. Es por eso que también ponderamos el nivel de acuerdo entre todas las respuestas de sí/no.

Por ejemplo, si el 50% responde «sí» con una alta varianza en la certeza, y el 50% responde «no» con una certeza comparable, el «no» tiene un peso mayor.



Predicción de Emociones y Cuantificación del Inconsciente

Cálculo y predicción de métricas

El cálculo preciso de las métricas basadas en el FRT está diseñado para ir más allá del simple acuerdo y capturar la verdadera fuerza de una asociación inconsciente. El puntaje final es un cálculo sofisticado que integra tres puntos de datos clave: la respuesta binaria de 'sí' o 'no', el tiempo de respuesta medido en milisegundos y el consenso a través de todo el grupo de participantes.

En este modelo, los tiempos de respuesta más rápidos para las respuestas afirmativas ('sí') reciben un mayor peso, ya que esto indica una asociación positiva más fuerte y automática.

Al normalizar estos tiempos de respuesta individuales y ponderarlos frente al consenso del grupo, la metodología produce un puntaje altamente confiable y matizado que refleja con precisión la reacción visceral colectiva ante un activo.

Para construir nuestros modelos predictivos basados en el FRT, la tecnología de Databrain recopila datos empíricos exhaustivos (ground-truth data) provenientes de estudios FRT con más de 25,000 participantes. Al entrenar modelos avanzados de machine learning sobre este vasto y específico conjunto de datos, la plataforma puede predecir estas respuestas implícitas directamente a partir de un activo visual con una **precisión sobresaliente de más del 90% en comparación con los datos reales de respuesta humana**.



IA Explicable en Acción: Abriendo la Caja Negra

Un requerimiento estructural de la plataforma Databrain es la absoluta auditabilidad y accionabilidad de los datos. Para demostrar empíricamente por qué un activo recibe una métrica específica, la plataforma implementa la técnica algorítmica «Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping o Mapeo de Activación de Clase Ponderado por Gradiente)».

Grad-CAM es un método de visualización analítica que produce un mapa de calor para aislar y resaltar las regiones topográficas específicas de una imagen que resultaron más influyentes en la decisión matemática del modelo predictivo. Este enfoque de Inteligencia Artificial Explicable («XAI») se aplica con variaciones metodológicas dependiendo del indicador auditado.

Para los modelos fundamentados en el FRT, como el Engagement, los mapas de calor Grad-CAM visualizan exactamente qué vectores gráficos impulsan la respuesta implícita proyectada. En estos mapas, las zonas rojas delimitan las áreas de alta tracción que contribuyen fuertemente a una respuesta emocional positiva y automática, mientras que las zonas verdes representan áreas con un impacto emocional inferior o marginal. Esta sistematización metodológica transforma un puntaje teórico de Engagement en inteligencia visual, tangible y estrictamente medible para el mercado.

Engagement

La métrica de Engagement proporciona una medida cuantitativa del atractivo emocional de una pieza creativa. Se fundamenta empíricamente en las respuestas del FRT ante palabras de asociación emocional positiva como Atractivo, Feliz, Interesante y Cautivador (Engaging).

Trust

El puntaje de Trust cuantifica qué tan creíble, sincera y emocionalmente alineada al espectador se percibe una pieza creativa. Refleja percepciones intuitivas e inconscientes de honestidad y autenticidad, derivadas de reacciones algorítmicas rápidas a atributos como Confiable, Honesto y Sincero. Esta métrica introduce un estándar analítico para evaluar la credibilidad de la marca, la alineación moral y la resonancia emocional en la publicidad: vectores metodológicos esenciales para la construcción del capital de marca (brand equity) y la lealtad comercial a largo plazo.

Avoidance

El puntaje de Avoidance audita el grado de rechazo emocional, desinterés o irritación que los espectadores experimentan hacia un activo creativo. Constituye la primera métrica basada en inteligencia artificial diseñada específicamente para cuantificar el sentimiento negativo desde una perspectiva visceral e inconsciente. Se deriva de las asociaciones empíricas con conceptos como Molesto y Aburrido, visibilizando matemáticamente el riesgo operativo de que un anuncio repela, frustre o fracase en la conexión con su audiencia meta.

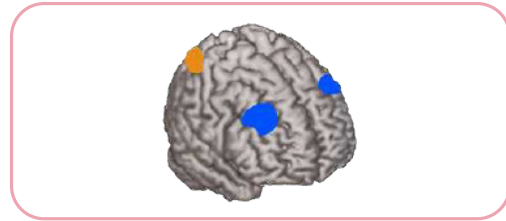
Ponderación de Datos



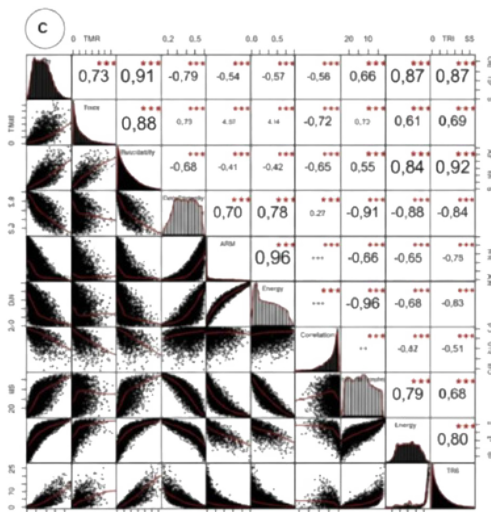
Demanda Cognitiva: Índice de Complejidad Visual

¿Qué es una Respuesta Cognitiva?

Las respuestas cognitivas son los procesos mentales desencadenados por estímulos, como los anuncios publicitarios. Comprender estas respuestas es crucial para el éxito comercial, ya que revelan cómo los consumidores procesan la información, estructuran el pensamiento y, potencialmente, se comportan. Las piezas creativas deben equilibrar la simplicidad y la complejidad para evitar tanto la confusión como el desinterés, garantizando que capturen y mantengan la atención.



La memoria de trabajo del cerebro depende de los lóbulos frontales (azul) y los lóbulos parietales (naranja). Estas áreas retienen activamente la información, poniéndola a disposición para su uso inmediato.



Al evaluar múltiples modelos de puntuación para la Demanda Cognitiva, seleccionamos aquel con la mayor capacidad predictiva sobre la comprensión y el procesamiento de la información.

Demanda Cognitiva y Carga Cognitiva

El puntaje de Demanda Cognitiva es una medida cuantitativa de la complejidad visual y la carga de información de un activo. Un puntaje alto indica que el estímulo es denso, saturado o difícil de procesar, lo que puede provocar confusión en el espectador, abandono del mensaje y una codificación deficiente en la memoria.

El fundamento técnico de esta métrica está arraigado en el robusto concepto matemático de la «entropía de Shannon» proveniente de la teoría de la información (Bundesen, 1999). En este contexto, la entropía funciona como un indicador (proxy) de la cantidad de información o «sorpresa» en una imagen; una mayor entropía corresponde a una señal visual más compleja e impredecible que exige mayores recursos cognitivos para su procesamiento. Esta base matemática garantiza que el puntaje sea objetivo, confiable y refleje consistentemente el esfuerzo cognitivo requerido para analizar una escena visual.

Gestionar la carga cognitiva es esencial para la eficiencia publicitaria. La carga cognitiva se refiere a la exigencia mental impuesta sobre la memoria de trabajo, la cual solo puede procesar información limitada en un momento dado. Sobrecargar los anuncios con un exceso de información induce una sobrecarga cognitiva, resultando en una pérdida de atención, reducción de la comprensión y una percepción negativa de la marca.

Aplicación en Video: El Efecto Umbral («The Doorway Effect»)

En el contexto del formato de video, el puntaje de Demanda Cognitiva se convierte en un instrumento analítico de alto impacto para auditar la narrativa y el ritmo (pacing). La plataforma de Databrain calcula esta métrica cuadro por cuadro (frame-by-frame), revelando las fluctuaciones en la carga cognitiva a lo largo de toda la duración de la pieza.

Los picos abruptos en el puntaje de Demanda Cognitiva suelen corresponder a cambios de escena o cortes directos (hard cuts). Estos momentos son críticos ya que pueden desencadenar un fenómeno cognitivo conocido como el «Efecto Umbral» o «cierre conceptual». Este efecto describe un lapso temporal en la memoria de trabajo que ocurre al transitar entre contextos distintos.

Al identificar matemáticamente estas transiciones de alto riesgo, la plataforma provee inteligencia accionable para optimizar el ritmo del video, garantizando que la información crítica —como la aparición de la marca o un mensaje clave— no se presente inmediatamente después de un cambio de escena abrupto, donde la probabilidad de omisión y olvido es máxima.



Ejemplo de cómo un solo anuncio puede presentar cambios de escena notables, marcados como alteraciones abruptas en el puntaje de Demanda Cognitiva entre las fases verde y morada. Muchos anuncios poseen secuencias con cambios de escena más rápidos. Cada corte abrupto se correlaciona con un mayor riesgo de cierre conceptual, donde la información clave puede perderse.

Predicción de Memoria con IA

¿Qué es la Memoria?

Memoria Declarativa

La memoria declarativa, también llamada memoria explícita, implica el recuerdo consciente de hechos y eventos, como recordar lo que uno hizo ayer o el significado de la palabra «neurociencia». Puede medirse evaluando cuánto y qué recuerdan las personas a través de tareas como el recuerdo espontáneo y el reconocimiento mediante pistas preestablecidas.

Memoria No Declarativa

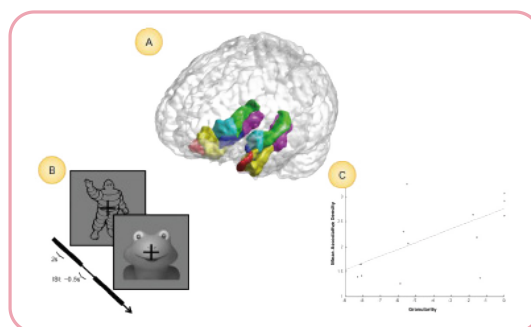
La memoria no declarativa, o memoria implícita, se refiere a los procesos de memoria inconscientes que influyen en nuestro comportamiento y habilidades, como andar en bicicleta o la formación de hábitos. No puede expresarse verbalmente, ya que es imposible llevarla conscientemente a la atención. Las encuestas tradicionales son ineficaces para evaluar este tipo de memoria; su medición exige la observación de patrones automáticos o variables conductuales.

El Cerebro Implícito

¿Cómo comprobamos la existencia de las asociaciones implícitas? Más allá de los hallazgos empíricos que correlacionan las asociaciones implícitas con el comportamiento humano, los estudios neurocientíficos han demostrado físicamente este efecto.

Por ejemplo, recientemente hemos utilizado imágenes de resonancia magnética funcional (fMRI) para demostrar que las asociaciones de marca desencadenan de forma inconsciente la red de memoria del cerebro, incluido el hipocampo. En el estudio, una mayor actividad en el hipocampo al visualizar mascotas corporativas, como el muñeco de Michelin, predijo un mayor número de asociaciones a dichas figuras en una tarea posterior.

Es decir, incluso cuando observamos marcas o estímulos derivados de manera pasiva, o mientras realizamos otra actividad simultánea, nuestro cerebro activa automáticamente la red de asociaciones que tenemos consolidadas con dichas marcas.



En un estudio, se midió la actividad cerebral en la estructura de memoria del hipocampo (A, estructura verde) mientras los participantes visualizaban mascotas de marca y otras figuras (B). Al pedirles que nombraran la mayor cantidad de asociaciones que tenían con cada elemento después del escaneo fMRI, fue posible demostrar una correlación matemática positiva entre la actividad del hipocampo y el número de asociaciones (C).



Memoria del anuncio (Ad memory)

La memoria del anuncio se refiere a la capacidad algorítmica de predecir si los consumidores recordarán y reconocerán los anuncios que han visto. Es un indicador crucial para auditar la efectividad de las campañas publicitarias, ya que determina qué tan bien un activo creativo logra dejar una impresión residual en la mente del mercado.

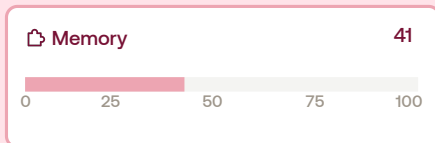


Memoria de marca (Brand memory)

La memoria de marca evalúa la capacidad proyectada de los consumidores para recordar y asociar un anuncio directamente con su marca emisora. Este proceso implica la correcta decodificación de la firma comercial detrás de la pieza, indicando el nivel de eficiencia con el que el anuncio logró fijar la marca en la estructura cognitiva de los consumidores.

Idealmente, cada anuncio debe estar estructurado para alcanzar una memoria top-of-mind (TOM) o de primera mención, un estado cognitivo donde los consumidores recuperan inmediatamente la marca sin necesidad de pistas externas. Este nivel de recuerdo certifica que un activo comercial posee una tracción y presencia dominante en la mente del consumidor.

Predicción de Memoria con IA



MEMORY

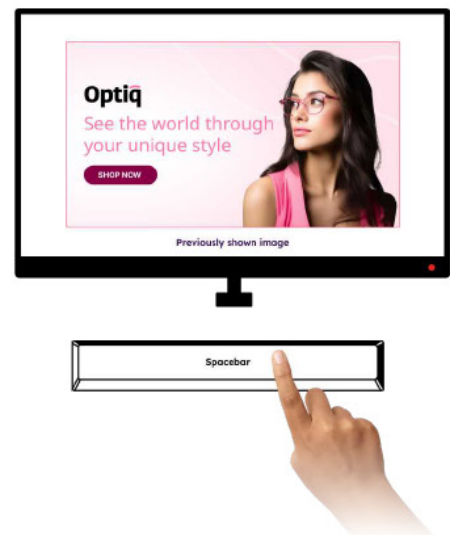
El puntaje de Memory predice la recordación del anuncio (ad recall), proporcionando un puntaje de probabilidad en una escala de 0 a 100 que representa la probabilidad empírica de que un grupo de espectadores recuerde un activo comercial después de una exposición breve (<2 segundos) y un período de distracción.

Metodología para predecir la memoria publicitaria

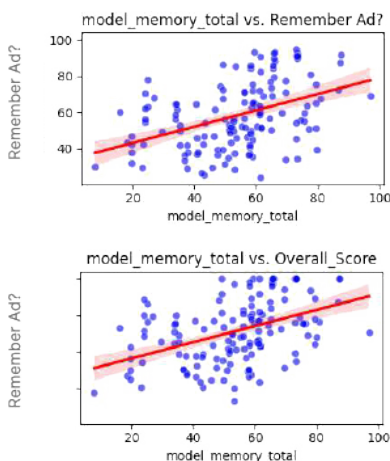
La inteligencia artificial de memoria de Databrain utiliza un enfoque basado en datos derivado de la metodología del «Juego de Memoria Visual» desarrollado por el MIT. El paper original, junto con investigaciones posteriores que utilizan esta metodología, ha proporcionado una sólida base científica y una validación inicial para nuestra métrica.

El estudio empírico consiste en exponer a los participantes a una secuencia rápida de imágenes. Los participantes deben indicar el momento exacto en que ven una imagen por segunda vez. Esta rigurosa metodología captura tanto el tiempo de reacción como la precisión, integrando así factores de compromiso cognitivo en el puntaje de Memory. Los conjuntos de datos utilizados para entrenar el modelo incluyen una amplia gama de materiales publicitarios, abarcando diversos casos de uso de la industria: desde formatos impresos y publicidad exterior (OOH) hasta plataformas digitales como sitios web y redes sociales.

Databrain ha recopilado datos de más de 7,000 participantes de la población general. Este conjunto de datos se enriquece de forma continua para garantizar que el modelo predictivo capture el comportamiento humano más reciente y la constante evolución de las tendencias en el mercado publicitario.



Gráficos de dispersión del Puntaje de Memoria del Modelo vs. Puntaje de Estudios de Recordación de Memoria.



Predicción de Memoria en Video

Para los activos de video, cada cuadro (frame) se califica individualmente utilizando el modelo de predicción de imágenes. Este modelo algorítmico opera bajo la restricción estricta de no utilizar datos de video secuenciales ni señales de audio.

Para garantizar aún más la robustez de nuestra métrica de Memory, hemos correlacionado los puntajes proyectados en video con datos empíricos crudos (ground-truth data) provenientes de más de 100 videos. Estos videos fueron auditados en términos de recordación publicitaria por más de 1,000 participantes utilizando nuestro Test de Recordación de Memoria. Esta metodología se fundamenta en enfoques empíricos altamente confiables utilizados para medir las funciones de la memoria y está adaptada de métodos médicos comprobados, desarrollados originalmente para el diagnóstico de la enfermedad de Alzheimer.

El puntaje de Memory de la IA de Databrain exhibe una fuerte alineación matemática con los resultados de las pruebas humanas, lo que sugiere que un nivel sostenido de compromiso en la memoria a lo largo de un anuncio es un poderoso predictor estadístico de la recordación publicitaria y del rendimiento cognitivo general de la pieza. Esta alineación matemática entre la telemetría humana y las proyecciones algorítmicas demuestra que el puntaje de Memory de Databrain es un indicador (proxy) fiable para auditar la memorabilidad publicitaria en contenidos de video.

De la Predicción a la Sugerencia: Objetivos de la IA de Databrain

Objetivos para Guiar su Evaluación

Establecer objetivos en la plataforma de Databrain es un paso crítico porque determina cómo se evalúa el activo creativo y contra qué datos de referencia (benchmarks) se compara. Los objetivos seleccionados —Propósito, Industria y Caso de Uso— garantizan que las proyecciones algorítmicas se comparen con activos de naturaleza similar, permitiendo la extracción de inteligencia comercial significativa generada por IA. Esta parametrización también asegura que el Puntaje de Impacto de Databrain («Impact Score») se calcule de manera algorítmicamente justa y contextualmente precisa.

Definición del Propósito



Construcción de Marca (Brand Building): Esta estrategia se enfoca en incrementar la notoriedad y el reconocimiento de la marca en el mercado, no en la tracción de ventas inmediatas. Las campañas de Brand Building estructuran una imagen corporativa sólida a través de contenido narrativo (storytelling), como infografías educativas o videos de alto compromiso (engagement). Estas campañas cultivan la familiaridad y la confianza del consumidor, sentando las bases operativas para una relación comercial sostenible.



Conversión (Conversion): Las campañas de conversión capitalizan el valor de marca (brand equity) construido a través de los esfuerzos previos. Son iniciativas estrictamente dirigidas y diseñadas para convertir la notoriedad de la marca en una acción de mercado medible, como la compra de un producto, la suscripción a un boletín informativo o el seguimiento en plataformas sociales. Las campañas de conversión son directas y están orientadas por un propósito transaccional, presentando elementos visuales y textos dinámicos con sentido de urgencia para provocar respuestas inmediatas.

Parámetros de la Industria (Industry Benchmarks)

Comparamos los activos creativos a través de 5 categorías industriales principales y 12 subcategorías especializadas, otorgando acceso a inteligencia analítica adaptada a su mercado exacto. Ya sea que el activo opere en Consumo Masivo (FMCG), Finanzas, Industria Automotriz, Telecomunicaciones, Turismo o Salud, los anuncios no se miden contra promedios genéricos: se contrastan contra el conjunto competitivo adecuado. Esto se traduce en puntos de referencia (benchmarks) más agudos, puntajes de impacto de mayor relevancia y decisiones estratégicas fundamentadas empíricamente.

Lea más sobre las categorías de la industria [aquí](#).



Parámetros de Casos de Uso (Use Case Benchmarks)

Proporcionamos puntos de referencia paramétricos para 15 casos de uso distintos que abarcan Publicidad Digital (incluyendo formatos display y plataformas sociales como Facebook, Instagram, TikTok y YouTube), Publicidad Tradicional (medios impresos, publicidad exterior - OOH, televisión), Activos de Producto (packaging) y Sitios Web (entornos corporativos y de comercio electrónico), además de una categoría general de «Cualquier caso de uso» para comparaciones transversales. Esta segmentación metodológica asegura que el activo creativo sea evaluado frente al contexto exacto para el que fue diseñado (no frente a un promedio estadístico genérico), garantizando la obtención de los insights comparativos más precisos y accionables del mercado.



De la Predicción a la Sugerencia: Benchmarks de la IA de Databrain

Selección del Parámetro de Referencia Adecuado para la Evaluación

Los benchmarks de la IA de Databrain son los rangos de rendimiento recomendados para cada métrica clave evaluada por nuestra plataforma. Estos indican el puntaje que un activo creativo optimizado debería alcanzar en métricas como Focus, Engagement, Memory, entre otras; proporcionando una medida estandarizada de la industria contra la cual auditar el rendimiento proyectado de su creatividad.

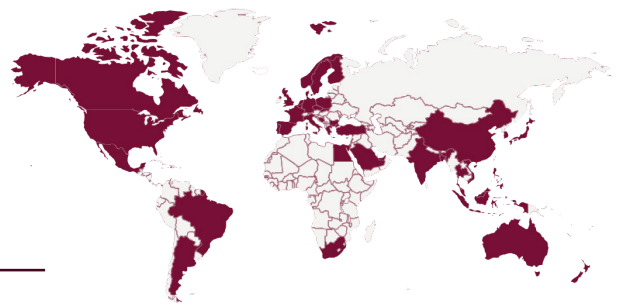
Nuestros benchmarks derivan de un conjunto de datos en constante crecimiento de más de 10,000 imágenes y más de 7,000 videos (con casi 70,000 Áreas de Interés o AOI distintas), recopilados de diversas regiones y a través de múltiples industrias y casos de uso. Este extenso volumen de datos garantiza que nuestros parámetros de referencia no solo sean representativos, sino que se refinan continuamente a medida que se ingresa nueva telemetría.

Datos recopilados de decenas de miles de anuncios y AOIs

+12.000 imágenes

+10.000 videos

+100.000 AOIs



Lista de Países y Regiones:

Alemania	Bulgaria	Eslovaquia	Indonesia	Países Bajos	Turquía
Arabia Saudita	Canadá	España	Israel	Polonia	Unión Europea
Argentina	República Checa	Estados Unidos	Italia	Portugal	Vietnam
Australia	China	Filipinas	Japón	Puerto Rico	
Bangladesh	Corea del Sur	Finlandia	Malasia	Reino Unido	
Bélgica	Dinamarca	Francia	México	Sudáfrica	
Bosnia y Herzegovina	Egipto	Grecia	Noruega	Suecia	
Brasil	Emiratos Árabes Unidos	India	Nueva Zelanda	Tailandia	

Lista de idiomas

Árabe	Checo	Alemán	Canarés	Rumano	Turco
Bangla	Danés	Griego	Coreano	Ruso	Vietnamita
Bengalí	Holandés	Hebreo	Luxemburgués	Eslovaco	Arabia Saudita
Belga	Dutch (Bélgica)	Hindi	Malayo	Español	
Bosnio	Inglés	Húngaro	Noruego	Sueco	
Búlgaro	Filipino	Indonesio	Polaco	Tamíl	
Catalán	Fineandés	Italiano	Portugués	Telugu	
Chino	Francés	Japonés	Portugués (Brasil)	Tailandés	

Tipología de Áreas de Interés (AOIs)



Tipos de AOI para Imágenes

Tipos de AOI para Videos

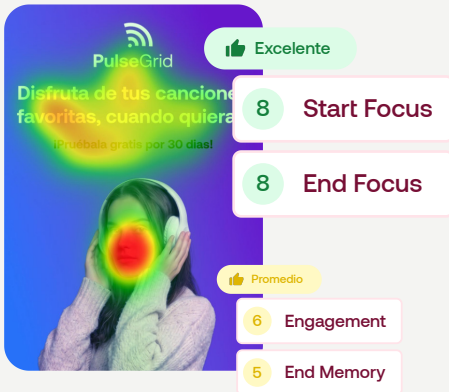
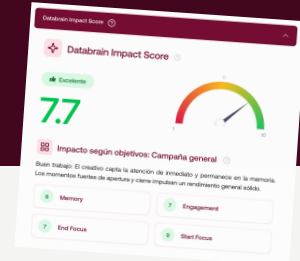
El Proceso de Cálculo

Aquí se presenta el proceso simplificado:

- Los activos se categorizan:** Las piezas creativas se agrupan por factores como la industria, el caso de uso (ej., social, display, OOH) y elementos visuales como la presencia de marca o la ubicación del producto (product placement).
- Los puntajes de las métricas se agregan:** Las predicciones algorítmicas para métricas como Focus, Engagement y Memory se consolidan a través de todos los activos dentro de la misma categoría.
- Se crean los rangos de rendimiento:** La distribución total de puntajes se divide en cinco segmentos de rendimiento (desde muy bajo hasta muy alto) para auditar cómo se desempeñan los activos típicamente.
- Se establecen los rangos de benchmark recomendados:** El segmento de mayor rendimiento (generalmente el 20% superior) se convierte en el parámetro de referencia recomendado que los profesionales del marketing deben establecer como objetivo de eficiencia al optimizar creatividades.

Estos benchmarks se validan continuamente contra datos empíricos de rendimiento de campañas reales y décadas de investigación en neuromarketing, garantizando que reflejen matemáticamente lo que verdaderamente impulsa los resultados comerciales.

De la Predicción a la Sugerencia: Databrain Impact Score



Databrain Impact Score

El Databrain Impact Score (DIS) es un puntaje cuantitativo único del 1 al 10 que proyecta qué tan efectivo es su anuncio antes de su lanzamiento al mercado.

Destila métricas neurocientíficas clave (como atención, Engagement, cognición y Memory) en un solo indicador, calibrado paraméricamente según el objetivo de su campaña: branding o conversión.

En lugar de procesar los datos de forma manual, usted obtiene un coeficiente exacto que revela el impacto de su anuncio y dicta la siguiente acción operativa. Todo respaldado por más de 20 años de investigación empírica en neurociencia.

Puntaje Para Una Dirección Clara

El Databrain Impact Score funciona como el «chequeo pre-vuelo» de su activo comercial. Un puntaje de 7.0 o superior certifica matemáticamente que su activo está optimizado, mientras que un coeficiente bajo representa una oportunidad estructural para corregir la pieza creativa antes de ejecutar su presupuesto de medios.

Databrain Impact Score	Interpretación	Acción Operativa
≥ 7.0	Óptimo	El activo está optimizado
3.5 - 6.9	Optimizar	Requiere refinamiento
≤ 3.4	Iterar	Necesita revisión significativa

Priorización basada en objetivos

Cada Databrain Impact Score se construye sobre una selección de métricas priorizadas, adaptadas al objetivo (construcción de marca vs. conversión) y al formato (imagen vs. video) de la pieza creativa. Estas métricas fueron seleccionadas porque se alinean de manera consistente con el éxito en campañas del mercado real. Cada variable se incluye porque posee: un sólido respaldo teórico, o una correlación de datos empírica demostrada con KPIs transaccionales. Las métricas que no demostraron un impacto consistente (por ejemplo, la atención sobre un texto de cuerpo genérico) fueron excluidas del algoritmo para garantizar precisión diagnóstica y relevancia comercial.

Metodología de Cálculo

Para construir este coeficiente integral, primero evaluamos cada elemento priorizado de su activo de manera individual para asignarles sus propios Impact Scores. Cada métrica relevante recibe una ponderación entre 1 y 10, graficando con exactitud el rendimiento de la pieza frente a las expectativas del benchmark para su industria y caso de uso específicos.

Este cálculo se ejecuta contrastando los resultados métricos crudos del activo contra nuestros rangos de benchmark recomendados. Los activos que penetran el rango recomendado reciben una bonificación de rendimiento, mientras que aquellos que caen por debajo sufren una penalización matemática proporcional. Al ponderar la distancia exacta desde el rango de benchmark óptimo, este sistema de ajuste dinámico garantiza una calificación de alta granularidad, evitando que activos con tracciones distintas sean agrupados en las mismas categorías genéricas.

Una vez consolidados estos puntajes individuales precisos, el Databrain Impact Score general se calcula promediando linealmente todos los puntajes de impacto disponibles. Si el diseño carece naturalmente de un elemento específico, como un anuncio que no presenta un producto físico, la arquitectura del sistema omite esa métrica de forma inteligente. El activo no es penalizado por esta ausencia; el algoritmo promedia únicamente las métricas detectables para proporcionar un reflejo analítico justo y confiable de los elementos que operan activamente en la pieza.



De la Predicción a la Sugerencia: Motor de Recomendaciones

Selección, Adopción y Aprovechamiento de LLMs



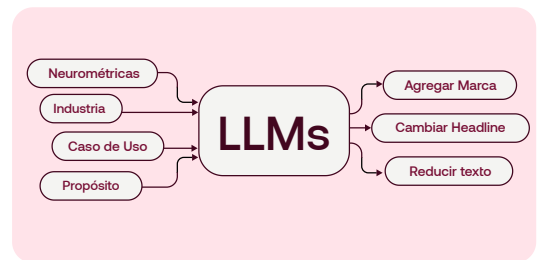
El motor de recomendaciones de la IA de Databrain se integra vía API con los LLMs más avanzados. Databrain usa Claude (Anthropic) para analizar imágenes y Gemini (Google) para video. Antes de seleccionarlos, realizamos una evaluación a ciegas con 200 marketers, gerentes de insights y diseñadores que evaluaron la utilidad de las respuestas. Su feedback validó a Claude y Gemini como los mejores modelos para brindar insights creativos accionables.

Al continuar desarrollando recomendaciones de IA, apuntamos a usar siempre los modelos de mayor rendimiento disponibles. Esto asegura una mejora continua. Los modelos actuales ya soportan múltiples idiomas y procesan audio.

Nuestro Método para Entrenar LLMs en Marketing

Fundamentamos el LLM usando los puntajes y benchmarks de Databrain para que sus insights sean contextuales y se alineen con la industria, uso y propósito del activo. Para mayor relevancia, aportamos evaluaciones basadas en AOs e información del brand kit, ayudando al modelo a entender logotipos, productos y mensajes clave.

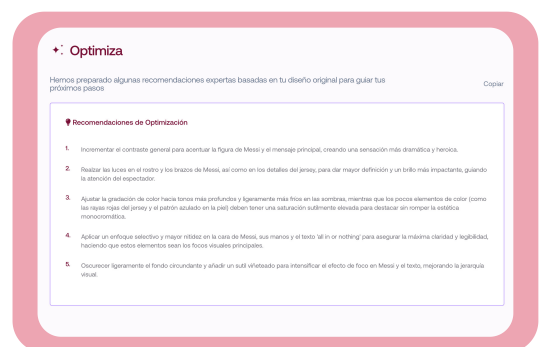
El LLM analiza el activo junto al mapa de calor proyectado, benchmarks y contexto de marca para generar resúmenes y recomendaciones adaptadas al escenario de marketing. Pronto, el modelo también sumará tópicos estructurados de insights, mejorando la organización e interpretación de estas sugerencias.



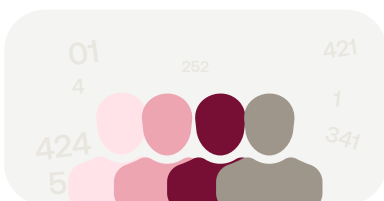
Uso de LLMs para Insights y Análisis Temático

La página de Insights transforma las predicciones de Databrain en feedback creativo claro. En lugar de solo mostrar puntajes y mapas de calor, los LLMs explican qué sucede en el diseño y por qué importa. El modelo cruza el activo con datos de atención, benchmarks y elementos visuales. Luego, organiza este análisis en tópicos estructurados: visibilidad de marca, puntos focales, jerarquía visual y claridad del mensaje.

Cada tópico resalta lo que funciona bien, lo que debe mejorar, y ofrece recomendaciones prácticas para que los profesionales optimicen su creatividad rápidamente.



Explicación del Procesamiento de Datos del Cliente



El modelo usa el activo del cliente y el mapa de calor atencional para analizar y generar los insights recomendados. El cliente retiene todos los derechos sobre sus datos, y la inteligencia generada por IA es parte de ellos. Ningún dato se utiliza para propósitos de entrenamiento algorítmico.

Del Insight a la Solución Visual: IA Generativa de Databrain

Optimiza con Databrain AI

¿Qué son las Recomendaciones Visuales?

Las Recomendaciones Visuales son una función avanzada en la Plataforma Databrain. En resumen, transforman los insights y recomendaciones escritas en nuevos ejemplos visuales precisos.

Esta herramienta genera maquetas visuales que demuestran cómo se verían en la práctica las mejoras específicas aplicadas a un anuncio.

Se fundamentan en:

- Su pieza creativa
- Los puntajes de Databrain sobre atención, Engagement, cognición y Memory
- Los insights y recomendaciones diagnosticados en Databrain
- Un flujo de IA que traduce recomendaciones en acciones automáticas para crear y curar estos ejemplos

Cada ejecución produce ejemplos curados que aceleran la transición desde el insight hacia la acción.



Cómo funciona detrás de escena

Generación

- Databrain ejecuta un proceso estructurado que traduce las recomendaciones de texto en ejemplos visuales, evaluándolos para mostrar únicamente opciones proyectadas a mejorar el impacto.
- El proceso inicia con las recomendaciones textuales en Databrain, fundamentadas en métricas predictivas de atención, Memory y Engagement.
- Estas recomendaciones son traducidas a un formato estructurado que los modelos de imagen interpretan consistentemente.

Calificación

- Luego, Databrain genera múltiples versiones visuales basándose en esas directrices. Cada versión se verifica automáticamente para confirmar que refleja un cambio visible alineado a la recomendación prevista.
- Los ejemplos restantes son evaluados por el motor predictivo de Databrain. Se aplican los Objetivos y Áreas de Interés originales y se calcula un nuevo Databrain Impact Score.

Curación

- Solo se consideran versiones que demuestran matemáticamente una mejora en el impacto proyectado.
- Las versiones que no cumplen criterios paramétricos estrictos son descartadas inmediatamente.
- Desde un amplio conjunto de versiones generadas, se muestra una selección curada con los ejemplos más sólidos y visualmente distintos.

Referencias científicas

- Bagdziunaite, D., Nasan, K., Clement, J. & Ramsøy, T.Z. (2014). An added value of neuroscientific tools to understand consumers in-store behaviour. European Marketing Academy Conference, June 8.
- Bundesen, C. (1999). A new look at functions of attention. *Visual Cognition*, 6, 89-91.
- Bundesen, C., Habekost, T. & Kyllingsbæk, S. (2005). A neural theory of visual attention: bridging cognition and neurophysiology. *Psychological Review*, 112(2), 291-328.
- Christensen, M. S., Ramsøy, T. Z., Lund, T. E., Madsen, K. H., & Rowe, J. B. (2006). An fMRI study of the neural correlates of graded visual perception. *NeuroImage*, 31(4), 1711-25.
- Harel, J., Koch, C., & Perona, P. (2006). Graph-based visual saliency. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*.
- Hou, X., Harel, J., & Koch, C. (2011). Image signature: Highlighting sparse salient regions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- Itti, L. & Koch, C. (2000). A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention. *Vision Research*, 40(10-12), 1489-1506.
- Kyllingsbæk, S., Valla, C., Vanrie, J. & Bundesen, C. (2007). Effects of spatial separation between stimuli in whole report from brief visual displays. *Perception and Psychophysics*, 69(6), 1040-1050.
- Kyllingsbæk, S., Markussen, B. & Bundesen, C. (2012). Testing a poisson counter model for visual identification of briefly presented, mutually confusable single stimuli in pure accuracy tasks. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 38(3), 628-642.
- Milosavljevic, M., & Cerf, M. (2008). First attention then intention. *International Journal of Advertising*, 27(3), 381-398.
- Milosavljevic, M., Navalpakkam, V., Koch, C., & Rangel, A. (2012). Relative visual saliency differences induce sizable bias in consumer choice. *Journal of Consumer Psychology*, 22(1), 67-74.
- Plassmann, H., Ramsøy, T. Z., & Milosavljevic, M. (2012). Branding the brain: A critical review and outlook. *Journal of Consumer Psychology*, 22(1), 18-36. [3, 3]
- Ramsøy, T. Z. (2015). Introduction to neuromarketing & consumer neuroscience. Neurons Inc Publisher.
- Ramsøy, T. Z. (2019). Building a Foundation for Neuromarketing And Consumer Neuroscience Research. *Journal of Advertising Research*, 59(3), 281-294.
- Ramsøy, T. Z., Jacobsen, C., Friis-Olivarius, M., Bagdziunaite, D., & Skov, M. (2017). Predictive value of body posture and pupil dilation in assessing consumer preference and choice. *Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics*, 10(2-3), 95-110.
- Ramsøy, T. Z., & Overgaard, M. (2004). Introspection and subliminal perception. *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, 3, 1-23.
- Ramsøy, T. Z., & Skov, M. (2014). Brand preference affects the threshold for perceptual awareness. *Journal of Consumer Behaviour*, 13(1), 1-8.
- Trabulsi, J., Norouzi, K., Suurmets, S., Storm, M., Nieuwenhuis, I., & Ramsøy, T.Z. (2020). Optimal gaze filters for eye-tracking on small screens. *Frontiers in Neuroscience*.