

**Identificación de indicadores no verbales asociados
al engaño reportados en la literatura científica**

**Identification of non-verbal indicators associated
with deception reported in the scientific literature**

Gabriela Paola Arroba-Haro¹
Pontificia Universidad Católica del Ecuador
garrobah@gmail.com

Francisco Ceballos-Espinoza²
Pontificia Universidad Católica del Ecuador
fgceballos@puce.edu.ec

doi.org/10.33386/593dp.2025.5.3567

V10-N5 (sep-oct) 2025, pp 967-980 | Recibido: 01 de octubre del 2025 - Aceptado: 18 de octubre del 2025 (2 ronda rev.)

1 Psicóloga General, estudiante de la maestría en Psicología forense y peritaje psicológico en la Pontificia Universidad Católica del Ecuador.
2 ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3025-3215>. Psicólogo Criminalista e Investigador. Docente de la Maestría en Psicología Forense y Peritaje Psicológico e Investigador asociado del Grupo de investigación Salud Mental, Neurociencia y Psicología Forense, ambos de la Facultad de Salud y Bienestar, Pontificia Universidad Católica del Ecuador (PUCE).

Cómo citar este artículo en norma APA:

Arroba-Haro, G., & Ceballos-Espinoza, F., (2025). Identificación de indicadores no verbales asociados al engaño reportados en la literatura científica. *593 Digital Publisher CEIT*, 10(5), 967-980, <https://doi.org/10.33386/593dp.2025.5.3567>

Descargar para Mendeley y Zotero

RESUMEN

Este artículo de revisión sistemática, basado en la literatura científica entre 2005 y 2025, aborda la identificación de indicadores no verbales asociados al engaño en contextos forenses y de investigación criminal. Debido a que se ha evidenciado en varios estudios la ineficacia de la intuición (54% de precisión) y la confusión con el estrés, junto a la falta de realismo en estudios de laboratorio, resaltando la importancia de analizar indicadores con mayor precisión. La revisión sistemática siguió el proceso PRISMA 2020, evaluando estudios empíricos con la herramienta MMAT.

Los hallazgos revelan la ausencia de indicadores no verbales universales de engaño, ya que las señales son altamente contextuales y culturales. Los más reportados son expresiones faciales, lenguaje corporal y señales paralingüísticas. Enfoques multimodales que integran ML, FACS y observación humana reportan precisiones elevadas (78–90 %) según revisiones recientes (Constâncio et al., 2023; Chen et al., 2023), aunque estos valores dependen del dataset y contexto, sin generalizarse a entornos forenses reales. Se recomienda un modelo integrado, multimodal y culturalmente sensible, con protocolos estandarizados que distingan engaño de ansiedad, para mayor fiabilidad judicial.

Palabras Clave: Comunicación no verbal; Cognición; Justicia; Criminología; Percepción.

ABSTRACT

This systematic review (2005–2025) examines nonverbal indicators associated with deception in forensic and criminal investigation contexts. Prior evidence shows that intuitive lie detection performs near chance (~54% accuracy) and is frequently confounded with stress, while laboratory studies often lack ecological validity—highlighting the need for more precise and contextually grounded analyses. Following PRISMA 2020 guidelines, empirical studies were appraised using the 2018 Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT). Findings reveal no universal nonverbal indicators of deception, as such signals are highly contextual and culturally dependent. The most frequently reported cues include facial expressions, body language, and paralinguistic signals. Multimodal approaches that integrate automated tools (e.g., machine learning, FACS) with human observation report high accuracy levels (78–90%) according to recent reviews (Constâncio et al., 2023; Chen et al., 2023); however, these values are strongly influenced by dataset composition and experimental context and do not generalize to real-world forensic environments. Consistent with Truth-Default Theory (TDT), humans tend to presume honesty unless suspicion is triggered, which helps explain low unaided accuracy and variable susceptibility to misinformation. This review recommends an integrated, multimodal, and culturally sensitive framework with standardized protocols that clearly differentiate deception from anxiety and emphasize transparent validation procedures to enhance forensic reliability.

Keywords: Nonverbal communication; Cognition; Justice; Criminology; Perception.

Introducción

A través de la historia, la mentira ha sido empleada para promover la armonía evitando conflictos interpersonales (Elbatanouny et al., 2025). No obstante, cuando el engaño aparece en el ámbito legal cobra mayor relevancia, ya que, la detección fiable de este es esencial para garantizar la equidad y salvaguardar los derechos individuales, redirigiendo la importancia del papel que cumplen los psicólogos forenses en el cambio de vida de las personas (Gullapalli et al., 2021). Por lo que interpretar la veracidad de un discurso desde la intuición o percepción humana sin un protocolo estandarizado ya no es justificable.

Aunque mucha gente cree que puede “leer” a los demás, los estudios muestran que intentar detectar mentiras basándose solo en la intuición no suele funcionar bien. Un análisis de Bond y DePaulo (2006) sugiere que la mentira es precisa en solo el 54% de los casos, lo que es ligeramente mayor a que si decidiera al azar. La falta de una señal distinta y universal para comunicar la presencia o ausencia de alguien que miente agrega complejidad a la situación (Murphy y Greene, 2023). Los síntomas emocionales comunes en entornos legales incluyen ansiedad y estrés, que a menudo van acompañados de signos de mentir, como no mirar los ojos, moverse mucho o hacer gestos nerviosos. Esta confusión hace que sea fácil cometer errores y dudar de si las técnicas actuales son fiables (Vrij et al., 2011).

La razón principal de esta duda se encuentra en la gran diferencia de métodos que existe entre la investigación en laboratorios y lo que realmente ocurre en la práctica forense, un tema conocido como falta de realismo. La mayoría de los análisis se hicieron en sitios controlados, usando grupos de bajo riesgo (casi siempre estudiantes) cuyas razones y resultados al mentir son pequeños comparados con los de un sospechoso real que enfrenta una posible pena (Vrij et al., 2019). Esta diferencia en las “apuestas” emocionales y mentales pone en duda si los resultados del laboratorio se pueden aplicar a interrogatorios intensos. Además,

la falta de instrumentos iguales y la ausencia de una “verdad real” en muchos casos reales dificultan la confirmación de cualquier señal, lo cual crea una investigación con resultados que no coinciden y se contradicen (Gullapalli et al., 2021; Kwan et al., 2017).

Entre las ideas que buscan explicar cómo funciona el engaño, el punto de vista mental es uno de los más importantes. Afirma que mentir es un trabajo naturalmente más exigente para el cerebro que decir la verdad (Vrij et al., 2019). La persona que miente debe hacer varias cosas a la vez: ocultar la verdad, crear una historia diferente que parezca posible, mantener la lógica de esa historia y observar su comportamiento y la reacción de la otra persona para saber si le creen. Este exceso mental puede causar “escapes” que se ven, como más pausas, un lenguaje más fácil, menos gestos o errores en lo que dice. Estrategias de entrevista hechas para aumentar este peso, como pedir que cuenten los hechos al revés en el tiempo, han demostrado ser útiles en pruebas para distinguir entre historias verdaderas y falsas (Dunbar et al., 2023; Walczyk et al., 2013).

Un pilar teórico clave es la Teoría de la verdad por defecto (Truth-Default Theory, TDT) (Levine, 2022).”, que sostiene que los individuos suelen asumir que la información es verdad por principio (Levine, 2022). Este “sesgo hacia la verdad” nos permite convivir, pero nos complica detectar cuando nos mienten. Para descubrir una mentira, se debe desafiar conscientemente esta predisposición, buscar pruebas de engaño y luchar contra el impulso de creer. En el mundo judicial, donde las razones para mentir son fuertes y las consecuencias de un fallo son graves, aplicar a rajatabla esta teoría sería ir en contra del sentido común y hacerle el juego a la defensa (Levine, 2021).

Sin embargo, no están las cosas mucho más claras. Ante esta maraña de dudas teóricas y de métodos, este artículo busca repasar en clave crítica de hasta qué punto los signos no verbales de la mentira que se apuntan en la literatura científica entre 2005 y 2025 pueden tener algo de verdad. Se analiza de manera detallada los métodos con que se han investigado estos

signos kinésicos (movimientos del cuerpo), paralingüísticos (tono de voz y ritmo del habla) y visuales en estudios experimentales. Para ello, primero cada estudio se pone bajo la lupa de la herramienta Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) para valorar su calidad metodológica.

Esta revisión tan exhaustiva busca brindar a los autores información relevante sobre puntos de la literatura sobre la cual sostener la implementación de técnicas para detección del engaño de manera confiable.

Método

Esta revisión sistemática incluyó trabajos de investigación empíricos publicados entre 2005 y 2025, en inglés o en español, cuyo objetivo principal fuera descubrir indicadores no verbales de mentira en contextos forenses, clínicos o experimentales. Se seleccionaron estudios con metodologías observacionales, tecnológicas o psicofisiológicas que persiguieran detectar el engaño, sin importar si eran estrictamente cualitativos, cuantitativos o mixtos, siempre que cumplieran los requisitos de calidad evaluados con la herramienta MMAT (2018).

La búsqueda de información se llevó a cabo entre junio y agosto de 2025 en las bases de datos Scopus, PsycINFO y Google Scholar. Se emplearon consultas completas, combinando operadores booleanos, como:

“deception detection” OR “lie detection”) AND (“nonverbal behavior” OR “nonverbal cues” OR “body language” OR “microexpressions” OR “paralinguistic”) AND (“forensic” OR “criminal” OR “experimental”)

“comunicación no verbal” OR “indicadores no verbales”) AND (“engaño” OR “mentira”) AND (“forense” OR “clínico” OR “experimental”)

Se aplicaron filtros concretos: año de publicación entre 2005 y 2025, posibilidad de acceder al texto completo, trabajos de investigación revisados por expertos y escritos en inglés o en español, esto se observa a detalle en el cuadro 1. La eliminación de los trabajos

duplicados se realizó con la ayuda del gestor de referencias Mendeley.

Cuadro 1

Estrategia de búsqueda

Base de datos	Cadena de búsqueda	Filtros aplicados	Fecha de búsqueda	Registros encontrados
Scopus	(nonverbal cues OR nonverbal indicators) AND (deception OR lying OR dishonesty)	Idioma: inglés y español; rango: 2005–2024; artículos revisados por pares	06/2025	48
PsycINFO	(nonverbal cues OR nonverbal indicators) AND (deception OR lying OR dishonesty)	Idioma: inglés; rango: 2005–2024; estudios empíricos	07/2025	20
Google Scholar	(“nonverbal indicators of deception”) OR (“cues to lying”) AND “body language”)	Idioma: inglés y español; rango: 2010–2024; artículos académicos	08/2025	290

Encontrando un total de 358 registros en la web pertinentes al tema de investigación, para filtrar estos artículos y seleccionarlos adecuadamente, se procedió a realizar un primer filtro leyendo el tema y el resumen eliminando los artículos en base a los siguientes criterios de inclusión y exclusión:

Criterios de inclusión:

Estudios empíricos publicados en revistas indexadas.

Estudios que traten expresamente sobre indicadores no verbales del engaño.

Investigaciones realizadas en ámbitos delitos, sanidad o laboratorio.

Artículos en inglés o español de acceso libre.

Estudios observacionales, tecnológicos o psicofisiológicos.

Criterios de exclusión:

Revisiones narrativas no sistemáticas.

Literatura gris (tesis, informes técnicos no publicados, presentaciones a congresos sin arbitraje).

Artículos no basados en datos.

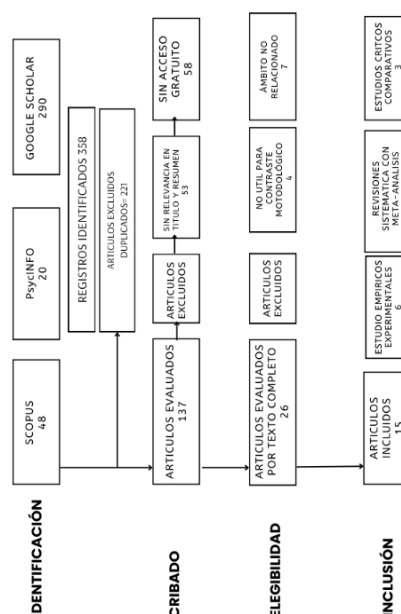
Trabajos en que no fuera el análisis de indicadores no verbales su principal objetivo.

Publicaciones en idiomas distintos del inglés y el español

Para asegurar la claridad y la posibilidad de repetición de este estudio, la elaboración se adhirió a las normas PRISMA 2020. El desarrollo abarcó la búsqueda, la selección, la valoración y la adición de las investigaciones, ilustrado en un esquema con cifras en cada etapa y justificaciones explícitas para descartar estudios. La unificación de los datos mezcló una explicación organizada de los descubrimientos con una valoración analítica, marcando una clara línea entre los datos constatados y el debate reflexivo.

La selección de los estudios se realizó por en dos ocasiones de forma independiente para asegurar un doble cribado, en primera instancia se revisó el título y el resumen, se aplicó los criterios previamente mencionados y posteriormente se procedió a revisar sistemáticamente el documento completo de manera objetiva, asegurando el control de sesgos. Esta estrategia global constató que las conclusiones del análisis metódico se basan en información veraz y fuerte en cuanto a su método. Finalmente, se obtuvo un total de 15 revisiones bibliográficas, el detalle cuantificable de este proceso se puede observar en la figura 1.

Figura 1
Diagrama De Flujo Prisma



Para extraer los datos pertinentes se llevó a cabo en una tabla de Excel, en la cual se detalló la referencia bibliográfica, el año, el país del estudio, el tipo de investigación, expuesto en el Anexo 1, las características principales o aportes directos al tema del artículo y lo hallazgos relevantes del estudio, estas características se especificaron de cada uno de los artículos que cumplen con los criterios de la calidad metodológica del MMAT2018, misma que se puede observar en la tabla 2.

Tabla 2
Cuadro de evaluación metodológica MMAT 2018.

Referencia	Tipo de Estudio	Criterios evaluados (Sí / No / N/A)	Total cumplido / aplicable (%)	Comentarios / Evidencia
Sua Rozo & Quintero (2023)	Cualitativo	6 Sí, 1 No	6/7 (86%)	Análisis de la documentación sobre señales no verbales: coherencia alta, pero sin mención de sus posibles fallos.
Porter et al. (2008)	Cuantitativo descriptivo	5 Sí, 1 NSCD, 1 N/A	5/6 (83%)	Al comparar infractores con personas sin antecedentes, las métricas son precisas, aunque la muestra no es muy representativa.
Dong et al. (2025)	Cuantitativo no aleatorizado	6 Sí, 1 No	6/7 (86%)	En la observación experimental de niños, la codificación es correcta, pero no se controlaron factores externos que podrían influir.
Chen et al. (2023)	Métodos mixtos	6 Sí, 1 No	6/7 (86%)	En el análisis multimodal del fraude financiero, la unión de datos es buena, aunque no se analizan las desventajas de combinar métodos.
Murphy & Greene (2023)	Síntesis crítica	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Señalan baja aplicación de prácticas éticas en estudios de desinformación; recomiendan mayor transparencia.
Gullapalli et al. (2021)	Cuantitativo experimental	7 Sí	7/7 (100%)	El análisis automático de los movimientos de cabeza en el ámbito forense arroja resultados sólidos y coherentes.
Elbatanouny et al. (2025)	Revisión sistemática ML	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Resalta los beneficios de usar múltiples métodos y subraya problemas éticos, con un buen repaso de las fuentes.
Blandón-Gitlin et al. (2017)	Revisión crítica	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Menciona las flaquezas de los indicadores no verbales y sugiere usar un método que combine varias fuentes de información.
Cheng & Broadhurst (2005)	Experimental	7 Sí	7/7 (100%)	Demuestra que hablar el mismo idioma mejora la exactitud al detectar el engaño en las interacciones.
Granhag et al. (2014)	Revisión crítica	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Cuestiona el peso que se da a las señales no verbales y aboga por enfocarse en los procesos mentales.
Sporer & Schwandt (2007)	Meta-análisis	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Encuentra pocos comportamientos no verbales que sean realmente seguros y descarta el contacto visual como un signo universal.
Vrij & Fisher (2019)	Comentario académico	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Da más importancia a las señales verbales que a las no verbales en los estudios relacionados con el Título IX.
Vitale (2021)	Estudio de caso	7 Sí	7/7 (100%)	El uso del FACS en un juicio penal revela diferencias entre las expresiones faciales sutiles y lo que se dice.
Markowitz et al. (2023)	Propuesta teórica	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	El modelo COLD considera el entorno, criticando las señales que supuestamente valen para todos.
Constâncio et al. (2023)	Revisión estadística	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	La revisión de 81 estudios de ML confirma que el enfoque multimodal es mejor que otros métodos.
Nortje & Tredoux (2019)	Revisión crítica	6 Sí, 1 N/A	6/6 (100%)	Llegan a la conclusión de que las señales basadas en la ansiedad no son muy fiables y que las técnicas cognitivas son más prometedoras.

Resultados

La Figura 1 ilustra el proceso de selección de estudios, siguiendo el diagrama PRISMA 2020. En total, se encontraron 358 registros en Scopus (n=48), PsycINFO (n=20) y Google Scholar (n=290). Se identificaron 358 registros; se eliminaron 221 duplicados (quedaron 137). Luego se excluyeron 111 por título/resumen o falta de texto completo, y se evaluaron 26 a texto completo; finalmente se incluyeron 15 estudios que cumplieron los criterios y se dividieron en tres

categorías: estudios empíricos experimentales (6), revisiones sistemáticas con metanálisis (6) y estudios críticos comparativos (3). Con estos estudios se obtuvieron los resultados detallados a continuación.

Caracterización general de los estudios incluidos

Con respecto a la caracterización general de los estudios, en el cuadro 3 se presenta un resumen de los 15 estudios

examinados, clasificando cada uno por tipo de investigación, entorno de aplicación, señales no verbales consideradas, técnicas de detección utilizadas y descubrimientos más relevantes.

Cuadro 3

Caracterización de los estudios incluidos en la revisión

Referencia	Tipo de estudio	Contexto/ Población	Indicadores no verbales	Método de detección	Validez/Confiabilidad reportada	Principales hallazgos
Dong et al. (2025)	Experimental	Niños en contexto observacional	Sonrisa, cubrirse la cara	Codificación conductual	Alta fiabilidad interjueces ($\kappa=0.82$)	Mayor frecuencia de sonrisas en situaciones de engaño
Vitale (2021)	Estudio de caso	Investigación criminal	Microexpresiones faciales	FACS	Validación previa del instrumento	Desajuste entre expresión facial y discurso verbal
Gullapalli et al. (2021)	Experimental automatizado	Población forense	Movimientos de cabeza	Análisis computarizado	Precisión reportada >78%	Asociación entre "mirada psicopática" y rasgos antisociales
Sporer & Schwandt (2007)	Meta-análisis	Diversos contextos	Movimientos corporales, contacto visual	Revisión estadística	Consistencia moderada ($r<0.30$)	Pocos comportamientos universales asociados al engaño
Constâncio et al. (2023)	Revisión sistemática	81 estudios de ML	Multimodales	Modelos automáticos	Precisión 80–90%	Superioridad de enfoques multimodales
Chen et al. (2023)	Estudio experimental con ML	Concursos económicos de alto riesgo ("friend or foe")	Expresiones faciales, postura, patrones lingüísticos	Reconocimiento automático y ML multimodal	Modelos multimodales con mayor validez ecológica	Señales multimodales predicen cooperación o engaño en contextos reales
Elbatanouny et al. (2025)	Revisión sistemática	Estudios recientes de ML/DL	Microexpresiones, postura, contacto visual, gestos automanipuladores, voz	Comparación de algoritmos ML/DL	Precisión superior en sistemas multimodales; limitaciones por datasets	Requiere datasets más amplios y balanceados; resalta importancia de ética y privacidad
Blandón-Gitlin et al. (2017)	Revisión teórica	Contextos forenses y policiales	Evitar mirada, inquietud, microexpresiones	Comparación modelos cognitivos y emocionales	Evidencia limitada en no verbales; promesa en enfoques cognitivos	Recomienda aproximación multimodal con análisis de contenido y carga cognitiva
Cheng & Broadhurst (2005)	Experimental	Observadores vs. hablantes nativos y no nativos	Expresiones faciales, postura, contacto visual, gestos	Observación directa de entrevistas	Bajo nivel de precisión global	Detección más eficaz cuando observador comparte lengua materna
Sua Roza & Julio Quintero (2023)	Revisión de literatura	33 estudios revisados	Microexpresiones, gestos, tono de voz, automanipulaciones	Análisis de contenido	Reporta eficacia >80% en ciertos contextos	Lenguaje no verbal útil en evaluación forense si se consideran contexto y sesgos
Granhag, Vrij & Verschuere (2014)	Revisión teórica	Entrevistas forenses	Conductas no verbales vs. indicadores cognitivos	Técnicas de carga cognitiva (orden inverso, preguntas inesperadas)	Evidencia creciente en enfoques cognitivos	Mayor potencial al aumentar carga mental que al observar señales no verbales
Vrij & Fisher (2019)	Revisión de estudios y metaanálisis	Investigaciones Title IX (EE. UU.)	Inquietud, contacto visual, movimientos corporales	Observación y análisis verbal	Señales verbales con mayor precisión	Señales no verbales poco fiables; se recomienda priorizar discurso
Markowitz et al. (2023)	Revisión con modelo COLD	Entrevistas forenses	Contacto visual, gestos, expresiones faciales	Análisis contextual (modelo COLD)	Dependen del contexto, no universales	Señales varían según tipo de engaño y objetivos comunicativos
Porter et al. (2008)	Experimental comparativo	Ofensores y no ofensores narrando hechos	Gestos ilustradores, automanipulaciones, movimientos de cabeza, contacto visual	Codificación en video + análisis estadístico	Fiabilidad variable según grupo	Ofensores: más movimientos de cabeza y menos contacto visual al mentir
Nortje & Tredoux (2019)	Revisión teórica	Diferentes técnicas y teorías	Expresiones faciales, gestos, contacto visual, posturas	Revisión crítica de métodos (polígrafo, entrevistas, etc.)	Técnicas no verbales poco fiables; entrevistas verbales más efectivas	No existe teoría unificada; ansiedad no es indicador exclusivo de mentira

Las investigaciones analizadas presentan varias metodologías de investigación sobre los indicadores no verbales para descubrir el engaño, estos estudios señalan un sinfín de señales no verbales que a menudo insinúan mentir, como expresiones faciales, lenguaje corporal, asentimiento de la cabeza (como sonrisas) y movimientos oculares (Sporer & Schwandt, 2006, 2007; Carvajal Builes et al., 2021). Además, la combinación de diferentes pistas como el lenguaje corporal, el tono y las reacciones reciben mucha atención, ayudando a obtener una imagen más clara (Sua Roza & Julio Quintero, 2023).

Hay varias formas de detectar una mentira, desde los métodos basados en intuición y conocimiento teórico hasta los basados en computadora, los métodos habituales, como observar y estudiar el comportamiento, a menudo dependen de herramientas como el Sistema de codificación de expresión facial (FACS) (Vitale, 2021), mientras que los últimos métodos traen un análisis automático de video y audio, aprendizaje automático y el manejo de información de escala completa con tonos de datos (Constâncio et al., 2023; Elbatanouny et al., 2025).

Respecto a la solidez y consistencia de estas metodologías, los hallazgos no son uniformes. En condiciones controladas y con observadores entrenados, la concordancia interevaluador puede alcanzar valores Kappa (κ) cercanos a 0.82 (Hong et al., 2018). De manera similar, revisiones recientes han reportado precisiones elevadas —entre el 78% y el 90%— en enfoques multimodales que combinan aprendizaje automático, FACS y observación humana (Constâncio et al., 2023; Chen et al., 2023). No obstante, dichos rangos dependen fuertemente del dataset y del contexto experimental, por lo que no pueden generalizarse a entornos forenses reales. Sin embargo, los análisis exhaustivos indican una regularidad que va de escasa a aceptable (con un coeficiente de correlación $r < 0.30$), sugiriendo la inexistencia de señales universales de engaño (Bond & DePaulo, 2006; Levine, 2022).

Los principales hallazgos de la investigación convergen en la idea de que no existen comportamientos no verbales que sean universales. Más bien, las señales son altamente contextuales y adaptadas al individuo en cuestión (por ejemplo, niños, criminales o poblaciones forenses) (Dong et al., 2025; Porter et al., 2008; Tong & Zhou, 2024). La literatura enfatiza que el engaño se revela en un patrón complejo de señales y no en un solo gesto aislado. En este caso, lo más prometedor es la aplicación de enfoques multimodales y técnicas automatizadas, que superan al resto, tanto en precisión como en potencial para la aplicación práctica, a las observaciones humanas (Vrij & Fisher, 2019; Granhag et al., 2014).

Es así que, la evidencia científica muestra que la detección efectiva del engaño no se trata de encontrar un solo indicador confiable, sino de la combinación de varios utilizando metodologías avanzadas y tecnológicas (Chen et al., 2023; Dunbar et al., 2023). Las observaciones humanas, sin embargo, son prometedoras, pero su rendimiento depende del entrenamiento y la validez externa; la evaluación humana entrenada sigue siendo necesaria como control de sesgos y para la interpretación contextual (Noriega, 2020; Murphy & Greene, 2023).

Indicadores no verbales más reportados

La síntesis permitió clasificar los indicadores en cuatro grandes categorías (Tabla 2).

Tabla 1
Frecuencia de indicadores no verbales identificados en los 15 estudios

Categoría	Ejemplos de indicadores	Nº de estudios que los reportan
Expresiones faciales	Sonrisa, micro expresiones, fruncir el ceño	9
Lenguaje corporal	Movimientos de cabeza, manos, postura	7
Señales paralingüísticas	Tono de voz, pausas, respiración	6
Procesos fisiológicos	EEG, respuesta autonómica	3

La tabla 1 refiere que los indicadores no verbales del engaño han sido analizados con frecuencia variable según el dominio examinado. Las expresiones faciales como sonreír, microexpresiones o fruncir el ceño, son el grupo más reportado, presentes en nueve estudios, lo que afirma su centralidad como una de las vías de análisis más relevantes. En segundo lugar, el lenguaje corporal manifestado a través de movimientos de cabeza, manos o postura está presente en siete estudios, lo que evidencia su relevancia como un componente secundario de las expresiones faciales en la detección de engaños (Jin et al., 2025; Gullapalli et al., 2021).

Además, las señales paralingüísticas correlacionadas con la voz, como el tono, las pausas o la respiración, incluidas en seis estudios, sugieren que, aunque son menos frecuentes que las categorías anteriores, son vitales ya que proporcionan datos sobre el control emocional y cognitivo ejercido al mentir (Fan et al., 2025; Elbatouny et al., 2025). Finalmente, solo hay tres estudios con grabaciones de EEG de la actividad cerebral y la respuesta autonómica, lo que demuestra que esta es menos desarrollado empíricamente en relación con las medidas observacionales, pero al mismo tiempo existe gran potencial para investigaciones futuras que busquen más objetividad en la detección del engaño (Constâncio et al., 2023).

Basado en lo antes mencionado, el análisis indica que el campo relacionado con la detección de indicadores de engaño no solo se ha conceptualizado, sino que se ha transformado y actualizado los marcos conceptuales tradicionales. Es en ese sentido, por ejemplo, el campo se basa tanto en técnicas tradicionales y manuales como en instrumentos modernos y completamente automatizados, lo que apunta aún más a la diversificación (Noriega, 2020; Murphy & Greene, 2023).

La codificación manual de sistemas con FACS se realiza para demostrar que el modelo sigue siendo el más utilizado y permanece en el dominio de alta fiabilidad entre evaluadores, mientras que los modelos de aprendizaje automático siguen siendo de alta precisión en el

orden del 80%, pero carecen en cuestiones más amplias de reproducibilidad e independencia de conjuntos de datos (Tong & Zhou, 2024; Markowitz et al., 2023). Los resultados recientes de técnicas multimodales también son notables, con sistemas que combinan expresión facial, voz y gestos, especialmente para aplicaciones en tiempo real. Estos hallazgos refuerzan el valor de la aplicación de estrategias en contextos de investigación.

Las críticas advierten que no se puede asumir que ninguna señal no verbal sea verdaderamente independiente de la cultura, ya que la cultura y el contexto situacional relevante serán determinantes. En este sentido, las expresiones faciales tienden a ser los índices más consistentes, aunque su interpretación depende del contexto. De esta manera, los resultados permiten concluir que no existen indicadores no verbales universales de engaño y que la mejor manera de detectar científicamente y precisamente una mentira es combinar los movimientos faciales y corporales, junto con las señales paralingüísticas, utilizando metodologías confiables y sensibles a la cultura (Bond & DePaulo, 2006; Levine, 2022).

Discusión

Los resultados de esta revisión sistemática permiten concluir que la investigación científica ha reportado, entre 2005 y 2025, una variedad de indicadores no verbales asociados con el engaño, incluyendo conductas corporales, señales paralingüísticas, expresiones faciales y dimensiones psicofisiológicas. No obstante, esta diversidad, en lugar de establecer un marco de interpretación homogéneo, muestra la desintegración del campo y la falta de criterios universales para su implementación. El análisis comparativo revela que ciertos indicadores, como la disminución de gestos ilustradores, el aumento de automanipuladores, las microexpresiones emocionales de ira o miedo y los cambios paralingüísticos en tono y pausas, tienen una consistencia empírica más alta entre los estudios (Nortje & Tredoux, 2019; Levine, 2021).

Por otro lado, otros comportamientos como evitar el contacto visual o tener posturas cerradas muestran resultados contradictorios y parecen estar influenciados por factores del contexto, tales como la cultura, el nivel de entrenamiento emocional o la clase de interacción en la que tiene lugar la mentira (Blandón-Gitlin et al., 2017; Sporer & Schwandt, 2006). En contraste, se ha detectado como un elemento clave la diferencia en las metodologías. Algunos trabajos, en cambio, utilizan bases de datos con repercusiones legales o entrevistas forenses. Esta discrepancia en el nivel de realismo plantea un dilema en torno a la validez externa de los resultados, puesto que las investigaciones realizadas en laboratorio generalmente no tienen las presiones emocionales ni las repercusiones legales que se derivan de una entrevista real (Cheng & Broadhurst, 2005; Tong & Zhou, 2024).

Por consiguiente, se debe tratar con precaución la generalización de los hallazgos, ya que en contextos experimentales lo que aparece como significativo puede desdibujarse o incluso revertirse en situaciones judiciales de gran importancia. Además, la falta de un acuerdo generalizado sobre lo que constituye un “indicador de engaño” complica la comparación entre investigaciones y justifica parte de las inconsistencias halladas (Catlin et al., 2024; Markowitz et al., 2023).

La interpretación de los datos también se ve afectada por las parcialidades metodológicas. Por ejemplo, hay múltiples investigaciones que consideran que la ansiedad o el estrés son sinónimos de la mentira, ignorando que estas reacciones pueden presentarse en personas honestas cuando están expuestas a situaciones amenazantes. Este sesgo supone un peligro de que se produzcan falsos positivos en la práctica forense, lo cual pondría en riesgo los principios de igualdad judicial (Vrij et al., 2010; Walczyk et al., 2013).

Es fundamental, combinar observadores humanos capacitados con instrumentos automáticos de análisis multimodal que incorporen patrones de voz, expresiones

faciales, movimientos corporales y mediciones fisiológicas; siempre bajo marcos éticos que salvaguarden derechos fundamentales y con validación cruzada (Murphy & Greene, 2023; Elbatanouny et al., 2025).

La revisión también demuestra que los indicadores no verbales, cuando están aislados, tienen un poder explicativo restringido. La literatura más reciente converge en perspectivas contextuales y multimodales, las cuales tienen en cuenta la interacción entre los canales expresivos y las variables situacionales (Porter et al., 2008; Vrij & Fisher, 2019). Para la psicología forense, este cambio en los métodos y teorías es especialmente significativo, ya que el malentendido de una señal puede tener un impacto directo en cómo se valora un testimonio o cómo avanza un proceso judicial. En este contexto, la investigación debería progresar hacia protocolos estandarizados que combinen indicadores variados, los cuales se implementen de manera adaptable en función del entorno cultural, legal y lingüístico, en lugar de buscar un “síntoma universal” de mentira.

La variabilidad de los estudios revisados, en términos de diseño, instrumentos y criterios de clasificación, es una de las limitaciones más importantes de este análisis, ya que dificulta la posibilidad de comparar los resultados. Además, la falta de estudios en contextos no occidentales hace imposible asegurar que los indicadores son universales, perpetuando un sesgo cultural que ha sido señalado previamente en la literatura. Por otro lado, la revisión en sí misma se enfrenta a restricciones debido a su dependencia de fuentes publicadas, lo que deja abierta la posibilidad de sesgos de publicación y de no inclusión de pruebas no disponibles (Fernandes & Ullah, 2022; Peters et al., 2022).

Al comparar las perspectivas cognitivas, conductuales y tecnológicas, se observa que la identificación del engaño está experimentando un cambio fundamental. Las investigaciones actuales están dejando atrás la noción de un indicio único y universalmente visible de la falsedad, y en su lugar proponen teorías cognitivas centradas en la exigencia mental, la

memoria operativa y la gestión estratégica (Vrij et al., 2019; Walczyk et al., 2013). Desde este punto de vista, el engaño se manifiesta menos a través de una reacción emocional involuntaria que a través de incongruencias entre los medios de expresión, cuando el individuo debe mantener al mismo tiempo la consistencia verbal, el control emocional y la atención metacognitiva. Esta modificación conlleva una transición desde la psicología de la manifestación hacia la psicología del procesamiento cognitivo, lo que transforma la función de los indicadores no verbales en indicios indirectos de un esfuerzo mental, más que en rastros emocionales del engaño.

No obstante, la incorporación de sistemas de detección automatizados basados en aprendizaje automático plantea importantes cuestiones éticas y epistemológicas. El uso de algoritmos multimodales que integran FACS, reconocimiento de voz y análisis de microexpresiones ha mostrado precisiones elevadas —entre el 78% y el 90%— según revisiones recientes (Constâncio et al., 2023; Chen et al., 2023; Elbatanouny et al., 2025). Sin embargo, estos valores dependen de la naturaleza del dataset y del contexto experimental, por lo que no pueden extrapolarse a entornos forenses reales, donde existe el riesgo adicional de generar una falsa percepción de objetividad e imparcialidad técnica. No obstante, estos sistemas son tan dignos de confianza como la información con la que se preparan, y gran parte de los grupos de preparación proceden de entornos culturales similares o de simulaciones supervisadas. Esto implica el peligro de replicar sesgos culturales o de clasificación, especialmente en grupos forenses variados, donde las normas expresivas difieren considerablemente. Por lo tanto, la implementación de la inteligencia artificial en contextos judiciales debe supeditarse a normas éticas de transparencia, supervisión humana y comprobación intercultural, evitando el uso de algoritmos como prueba pericial exclusiva.

Asimismo, este análisis invita a considerar cómo la cultura moldea nuestra percepción del lenguaje corporal al intentar detectar mentiras. Investigaciones globales actuales revelan que gestos como evitar la mirada, sonreír o mover

las manos se interpretan de manera muy distinta según las costumbres de cada país y la formalidad del momento (Tong & Zhou, 2024). En sociedades donde prima el grupo, mantener una cara seria o no mirar directamente puede ser señal de respeto, mientras que en lugares más centrados en el individuo podría verse como un intento de esconder algo. Por lo tanto, para identificar el engaño, es crucial entender la comunicación desde un punto de vista antropológico y sociolingüístico. Un enfoque realmente mundial debe tener en cuenta cómo gestionamos las emociones en conjunto y las reglas culturales de cada interacción, uniendo el análisis informático con ideas de la psicología cultural y la forma en que usamos el lenguaje.

Finalmente, lo útil de este estudio es que resalta la importancia de crear métodos comunes para evaluar el engaño en juicios y consultas médicas. Estos métodos deberían combinar la observación de expertos, herramientas automáticas fiables y una forma de entender las cosas que diferencie la mentira de otras emociones como la preocupación, el temor o la humillación. Los profesionales de la psicología forense, la criminología y la asesoría legal deben formarse en comunicación no verbal, prejuicios y ética digital. Las próximas investigaciones deberían enfocarse en comprobar si los algoritmos funcionan igual en todas las culturas, unir datos físicos (EEG, ritmo cardíaco, tamaño de la pupila) con lo que vemos en el comportamiento y estudiar el engaño a lo largo del tiempo en situaciones reales.

Conclusiones

Tras examinar los datos, se puede confirmar que no hay indicios universales no verbales que delaten una mentira, ya que lo que se observa cambia según las creencias, las emociones y la cultura individual. El engaño se manifiesta de muchas formas, por lo que las micro expresiones faciales, el tono de voz y las reacciones corporales no funcionan por separado, sino que se coordinan para regularse y controlarse mentalmente. Por lo tanto, buscar un indicador específico que identifique una mentira no resulta factible y es mejor usar modelos que

tengan en cuenta cómo se relacionan la carga mental, la situación y las formas de comunicarse de cada persona.

Para detectar científicamente el engaño, es muy útil usar enfoques multimodales y tecnologías de aprendizaje automático, ya que permiten analizar al mismo tiempo la voz, el rostro, los movimientos y las reacciones del cuerpo. Sin embargo, estos sistemas solo son válidos si los datos que usan son **óptimos**, variados y no están influenciados por la cultura. Si se entrena un algoritmo con ejemplos limitados o que reflejan solo una cultura, se pueden repetir errores y llegar a conclusiones equivocadas, especialmente en juicios, donde una evaluación incorrecta puede afectar los derechos de las personas. Por eso, es fundamental que la tecnología se use junto con evaluaciones éticas, validación entre culturas y supervisión de expertos para garantizar que los resultados sean claros y se puedan comprobar.

Desde un punto de vista práctico, la psicología forense y las ciencias del comportamiento necesitan protocolos que sean comunes y sensibles a las diferencias culturales, que combinen la observación de expertos, el análisis automático y la interpretación del contexto. La formación de los profesionales debe incluir conocimientos sobre la comunicación no verbal, los prejuicios, cómo la mente procesa el engaño y la ética digital. Además, los expertos y los jueces deben saber que la presencia o ausencia de ciertos comportamientos no puede interpretarse por sí sola como prueba de que alguien miente o dice la verdad, sino que debe analizarse como parte de un conjunto más amplio que requiere comparar diferentes fuentes y hacer una evaluación completa.

En el futuro, las investigaciones deberían centrarse en crear modelos predictivos que combinen indicadores neuronales, conductuales y del lenguaje, así como en estudiar el engaño a largo plazo en situaciones reales, donde haya presión emocional, riesgo y motivación. También es necesario realizar más estudios entre culturas para identificar patrones comunes y diferentes en el comportamiento no verbal, avanzando hacia

una ciencia del engaño que sea realmente global, ética y sólida en cuanto a su metodología.

Referencias bibliográficas

- Blandón-Gitlin, I., López, R. M., Masip, J., & Fenn, E. (2017). Cognición, emoción y mentira: Implicaciones para detectar el engaño. *Anuario de Psicología Jurídica*, 27(1), 95–106. <https://doi.org/10.1016/j.apj.2017.02.004>
- Bond, C. F., Jr., & DePaulo, B. M. (2006). Accuracy of deception judgments. *Personality and Social Psychology Review*, 10(3), 214–234. https://doi.org/10.1207/s15327957pspr1003_2
- Carvajal Builes, J., Gómez Durán, E. L., & Barreto, I. (2021). Comportamiento visual y engaño: Una revisión sistematizada. *Anuario de Psicología*, 51, 120–129. <https://doi.org/10.1344/anpsic2021.51.14>
- Catlin, M. K., Meissner, C. A., & Viljoen, J. L. (2024). Interview and interrogation methods and their effects on true and false confessions: A systematic review and meta-analysis. *Campbell Systematic Reviews*, 20(2), e1436. <https://doi.org/10.1002/cl2.1441>
- Chen, X., Wang, X., Spitzley, L., & Nunamaker, J. (2023). Trust and deception with high stakes: Evidence from the friend or foe dataset. *Decision Support Systems*, 173, 113997. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.113997>
- Cheng, K. H. W., & Broadhurst, R. (2005). The detection of deception: The effects of first and second language on lie detection ability. *Psychiatry, Psychology and Law*, 12(1), 107–118. <https://doi.org/10.1375/pplt.2005.12.1.107>
- Constâncio, A. S., Tsunoda, D. F., Silva, H. F. N., Silveira, J. M., & Carvalho, D. R. (2023). Deception detection with machine learning: A systematic review and statistical analysis. *PLOS ONE*, 18(2), e0281323. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281323>
- Dong, L. D., Batool, K., Cameron, C. A., & Lee, K. (2025). Smiling, face covering,

- and rhythmic body rocking in children who cheat versus do not cheat. *Journal of Experimental Child Psychology*, 249, 106119. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2024.106119>
- Dunbar, N. E., Burgoon, J. K., Chen, X., Wang, X., Ge, S., Huang, Q., & Nunamaker, J. (2023). Detecting ulterior motives from verbal cues in group deliberations. *Frontiers in Psychology*, 14, 1166225. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1166225>
- Elbatanouny, H., Roken, N. A., Hussain, A., Khan, W., Khan, B., & Almajali, E. (2025). A comprehensive analysis of deception detection techniques leveraging machine learning. *Expert Systems with Applications*, 283, 127601. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.127601>
- Fan, Y., Fan, H., Zhang, F., & Wang, Z. (2025). Large language model meets chaos: A new deep learning model for fake review detection. *International Journal of Information Management*, 75, 102882. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2025.101521>
- Fernandes, S. V., & Ullah, M. S. (2022). A comprehensive review on features extraction and features matching techniques for deception detection. *IEEE Access*, 10, 28233–28266. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3157821>
- Granhag, P. A., Vrij, A., & Verschuere, B. (2014). Detecting deception: Current challenges and cognitive approaches. In *Wiley Handbook of Psychology of Investigation* (Vol. 2, pp. 1–25). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118510001>
- Gullapalli, A. R., Anderson, N. E., Yerramsetty, R., Harenski, C. L., & Kiehl, K. A. (2021). Quantifying the psychopathic stare: Automated assessment of head motion is related to antisocial traits in forensic interviews. *Journal of Experimental Social Psychology*, 206, 105096. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2021.104093>
- Hong, Q. N., Pluye, P., Fàbregues, S., Bartlett, G., Boardman, F., Cargo, M., ... Vedel, I. (2018). *Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT), version 2018: User guide*. McGill University. <https://doi.org/10.3233/EFI-180221>
- Jin, J., Zhu, X., Lian, W., & Fan, L. (2025). Unraveling the neurophysiological underpinnings of social anxiety through body language: An ERP study. *Comprehensive Psychiatry*, 125, 152617. <https://doi.org/10.1016/j.comppsy.2025.152617>
- Kwan, M., Chow, K.-P., Law, F., & Lai, P. (2008). Reasoning about evidence using Bayesian networks. In I. Ray & S. Shenoi (Eds.), *Advances in Digital Forensics IV* (Vol. 285, pp. 275–289). https://doi.org/10.1007/978-0-387-84927-0_22
- Levine, T. R. (2021). Distrust, false cues, and deception detection accuracy below the probable: Commentary on Stel et al. (2020) and other reflections on (un)conscious lie detection from the truth-default theory perspective. *Frontiers in Psychology*, 12, 642359. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.642359>
- Levine, T. R. (2022). Truth-default theory and the psychology of lying and deception detection. *Current Opinion in Psychology*, 47, 101380. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101380>
- Markowitz, D. M., Hancock, J. T., Woodworth, M. T., & Ely, M. (2023). Contextual considerations for deception production and detection in forensic interviews. *Frontiers in Psychology*, 14, 1134052. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1134052>
- Murphy, G., & Greene, C. M. (2023). Conducting ethical misinformation research: Deception, dialogue, and debriefing. *Current Opinion in Psychology*, 54, 101713. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2023.101713>
- Noriega, M. (2020). The application of artificial intelligence in police interrogations: An analysis addressing the proposed effect AI has on racial and gender bias, cooperation, and false confessions. *Futures*, 117, 102510. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2019.102510>

- Nortje, A., & Tredoux, C. (2019). How good are we at detecting deception? A review of current techniques and theories. *South African Journal of Psychology, 49*(4), 491–504. <https://doi.org/10.1177/0081246318822953>
- Peters, M. D., Godfrey, C., McInerney, P., Khalil, H., Larsen, P., Marnie, C., Pollock, D., Tricco, A. C., & Munn, Z. (2022). Best practice guidance and reporting items for the development of scoping review protocols. *JBIEvidence Synthesis, 20*(4), 953–968. <https://doi.org/10.11124/jbies-21-00242>
- Porter, S., Doucette, N. L., Woodworth, M., Earle, J., & MacNeil, B. (2008). Halfe the world knowes not how the other halfe lies: Investigation of verbal and non-verbal signs of deception exhibited by criminal offenders and non-offenders. *Legal and Criminological Psychology, 15*(2), 287–300. <https://doi.org/10.1348/135532507X186653>
- Sporer, S. L., & Schwandt, B. (2006). Para-verbal indicators of deception: A meta-analytic synthesis. *Applied Cognitive Psychology, 20*(4), 421–446. <https://doi.org/10.1002/acp.1190>
- Sporer, S. L., & Schwandt, B. (2007). Moderators of nonverbal indicators of deception: A meta-analytic synthesis. *Psychology, Public Policy, and Law, 13*(1), 1–34. <https://doi.org/10.1037/1076-8971.13.1.1>
- Sua Rozo, A. A., & Julio Quintero, M. A. (2023). Aspectos implicados en el engaño partiendo de métodos de análisis del lenguaje no verbal. *Contextos, 27*, 3–13. Universidad de Pamplona. DOI:10.13140/RG.2.2.22181.27364
- Tong, H., & Zhou, X. (2024). Cross-cultural differences in using nonverbal behaviors to identify indirect replies. *Journal of Non-verbal Behavior, 48*(3), 323–344. <https://doi.org/10.1007/s10919-024-00454-z>
- Vitale, I. V. (2021). Facial Action Coding System applied to criminal investigations: The analysis of a homicide case in Southern Italy. *International Annals of Criminology, 61*(1), 11–22. <https://doi.org/10.1017/cri.2021.7>
- Vrij, A., & Fisher, R. P. (2019). Nonverbal cues to deception in Title IX investigations. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition, 8*(4), 417–419. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2019.07.006>
- Vrij, A., Granhag, P. A., & Leal, S. (2010). How can you tell if someone is lying? A cognitive approach to lie detection. *Current Directions in Psychological Science, 20*(1), 28–32. <https://doi.org/10.1177/0963721410391245>
- Walczyk, J. J., Igou, F. P., Dixon, A. P., & Tcholakian, T. (2013). Advances in lie detection by inducing cognitive load in liars: A review of relevant theories and techniques guided by lessons learned from polygraph-based approaches. *Frontiers in Psychology, 4*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00014>