

Greenwashing algorítmico: el nuevo desafío del contador para proteger la credibilidad de la información sostenible

Por: Mg. CPC. Giannina Marleni Castillo Castillo (Perú)

Mg. CPC. Juan Randall Fabián Ramírez Huerta (Perú)

Miembros de la Comisión Técnica de Investigación Contable de la Asociación Interamericana de Contabilidad – AIC



Mg. CPC. Giannina Marleni Castillo Castillo (Perú)



Mg. CPC. Juan Randall Fabian Ramirez Huerta (Perú)

Resumen

La inteligencia artificial está ganando espacio en la preparación, comparación y evaluación de la información sobre sostenibilidad. Su capacidad para analizar grandes volúmenes de datos puede ayudar a detectar contradicciones, mejorar la trazabilidad y fortalecer la supervisión ambiental. Sin embargo, también puede producir narrativas convincentes, seleccionar resultados favorables o presentar calificaciones con una objetividad que no siempre es real. Este artículo analiza el *greenwashing algorítmico* como una forma emergente de distorsión que aparece cuando una empresa utiliza sistemas automatizados para exagerar sus logros ambientales, cuando un modelo genera una representación sesgada sin intención deliberada o cuando una herramienta opaca se emplea para legitimar información poco comprobada. Se propone un marco de revisión contable basado en cinco dimensiones: origen, integridad, metodología, coherencia y responsabilidad. Se concluye que el contador público debe ampliar su intervención hacia la revisión de los datos, los criterios y las decisiones que existen detrás de los reportes sostenibles, protegiendo así su credibilidad ante inversionistas, reguladores y sociedad.

Palabras clave: greenwashing algorítmico, inteligencia artificial, sostenibilidad, información ESG, contador público, aseguramiento.

1. Introducción

La sostenibilidad se ha convertido en un factor relevante para las decisiones empresariales, financieras y de inversión. En respuesta, las organizaciones publican información sobre emisiones, consumo de recursos, transición energética, economía circular y gestión de impactos ambientales. Sundarasen et al. (2024) advierten que el crecimiento de estas divulgaciones también ha incrementado la preocupación por la distancia entre lo que las compañías comunican y lo que realmente hacen, mientras que Free et al. (2024) sostienen que un informe extenso o formalmente asegurado no elimina, por sí solo, la posibilidad de mensajes engañosos. El verdadero desafío no consiste en producir más información, sino en demostrar que las afirmaciones publicadas representan de manera equilibrada el desempeño de la entidad.

Inteligencia artificial añade una nueva capa de complejidad a esta realidad. Los modelos generativos pueden redactar secciones completas de un informe, resumir indicadores, comparar resultados y adaptar el mensaje a diferentes públicos. Liu (2026) señala que estas herramientas pueden mejorar la medición, la comparabilidad y la oportunidad de la información ESG, mientras que Boedijanto y Delina (2024) destacan su capacidad para contrastar afirmaciones corporativas con datos externos. No obstante, una presentación clara y profesional puede hacer más convincente una declaración que carece de suficiente evidencia. La calidad del lenguaje mejora la comunicación, pero no corrige la falta de sustancia.

El *greenwashing algorítmico* puede definirse como la distorsión de la imagen ambiental de una organización mediante sistemas que seleccionan, procesan, redactan, califican o validan información sostenible sin ofrecer suficiente transparencia sobre sus datos y criterios. He y Wang (2025) encuentran que la adopción de inteligencia artificial puede reducir el *greenwashing* cuando mejora la eficiencia, el talento y la innovación verde, mientras que Kathan et al. (2025) muestran que las puntuaciones ESG también

pueden relacionarse con comportamientos contradictorios y acusaciones de prácticas engañosas. Esta evidencia revela una tensión central: la tecnología puede fortalecer la vigilancia o sofisticar la apariencia, dependiendo de cómo sea gobernada.

Para evitar una definición excesivamente amplia, resulta necesario diferenciar tres modalidades. La primera es la *manipulación deliberada*, cuando la herramienta se orienta a destacar avances y ocultar resultados adversos. La segunda es la *distorsión no intencional*, producida por datos incompletos, categorías inadecuadas o sesgos del modelo. La tercera es la *validación aparente*, que ocurre cuando una puntuación o reporte automatizado se presenta como garantía técnica, aunque sus fundamentos no sean conocidos. Boedijanto y Delina (2024) reconocen que la eficacia de los modelos depende de la calidad de las fuentes, mientras que Liu (2026) subraya la importancia de la explicabilidad y la supervisión humana. Por ello, no toda distorsión responde a una intención de engañar, pero toda representación materialmente inexacta exige responsabilidad.

La calidad del aseguramiento sostenible depende de la experiencia del profesional, la evaluación de la materialidad, la participación de equipos multidisciplinarios y la profundidad de los procedimientos aplicados. Bentley-Goode et al. (2025) encuentran que los proveedores contables de aseguramiento se relacionan con mayores ajustes y correcciones en los reportes, mientras que Xu et al. (2026) sostienen que la calidad depende de los insumos, procesos, resultados y contexto del encargo. En consecuencia, el contador no debe limitarse a revisar la versión final del documento; necesita examinar cómo se originó la información y qué intervención tuvo la tecnología en su elaboración.

La creciente demanda de información sostenible conduce a una mayor producción de datos; esta expansión impulsa la incorporación de sistemas automatizados; la dependencia de esos sistemas introduce riesgos de opacidad y selección; finalmente, dichos riesgos pueden debilitar la confianza pública. En este marco, el objetivo del artículo es analizar las formas que adopta el *greenwashing algorítmico* y proponer criterios prácticos para que el contador evalúe su origen, contenido y responsabilidad.

2.1. Tres formas de greenwashing algorítmico

La manipulación deliberada aparece cuando la inteligencia artificial se utiliza para construir una imagen ambiental mejor que el desempeño real. Sundarasen et al. (2024) señalan que el *greenwashing* suele apoyarse en la divulgación selectiva y en la diferencia entre discurso y actuación, mientras que Liu (2026) reconoce que los modelos generativos pueden estructurar y mejorar la presentación de los reportes ESG (por sus siglas en inglés, *Environmental, Social, and Governance*). Una empresa podría pedir a una herramienta que destaque sus iniciativas más favorables, minimice los retrocesos y produzca un relato optimista. El problema no está en redactar con claridad, sino en usar esa capacidad para desequilibrar la representación de los hechos.

La distorsión no intencional surge cuando el modelo trabaja con información incompleta o criterios mal definidos. Boedijanto y Delina (2024) advierten que la detección automatizada depende de la calidad y disponibilidad de las fuentes, mientras que He y Wang (2025) muestran que los efectos favorables de la inteligencia artificial varían según el contexto y las características de la entidad. Un sistema puede omitir

impactos de proveedores, excluir determinadas sedes o utilizar factores de emisión desactualizados sin que exista una orden expresa de ocultarlos. La ausencia de intención no elimina el riesgo, porque los usuarios toman decisiones sobre el resultado publicado y no sobre la intención de quien configuró el programa.

La validación aparente ocurre cuando una calificación automatizada se presenta como prueba de sostenibilidad sin explicar cómo fue obtenida. Kathan et al. (2025) encuentran que las empresas con puntuaciones ESG elevadas también pueden estar expuestas a acusaciones de *greenwashing*, mientras que Liu (2026) destaca que las aplicaciones de inteligencia artificial requieren transparencia metodológica. La presentación numérica transmite precisión, pero una puntuación depende de variables, ponderaciones y límites elegidos por personas. El contador debe recordar que una cifra exacta puede apoyarse en un criterio discutible.

2.2. Narrativas convincentes y materialidad desplazada

La inteligencia artificial puede transformar una iniciativa menor en una historia corporativa de gran impacto. Liu (2026) destaca que los modelos de lenguaje facilitan la redacción y organización de las divulgaciones ESG, mientras que Free et al. (2024) advierten que los informes de sostenibilidad pueden utilizarse para reforzar una imagen favorable sin demostrar cambios equivalentes. Una campaña de reciclaje en oficinas, por ejemplo, puede recibir varias páginas de atención, aunque represente una fracción mínima de la huella ambiental de la compañía. El contador debe observar si la extensión del relato guarda relación con la importancia real de la actividad.

El exceso de contenido puede ocultar tanto como la falta de información. Boedijanto y Delina (2024) reconocen que la inteligencia artificial permite procesar y generar grandes volúmenes de datos, mientras que Sundarassen et al. (2024) relacionan el *greenwashing* con prácticas selectivas de divulgación. Una organización puede publicar numerosos indicadores secundarios y relegar los incumplimientos materiales a notas poco visibles. La transparencia no consiste en saturar al lector, sino en facilitar que identifique los asuntos capaces de modificar su decisión.

Los compromisos futuros pierden credibilidad cuando no se vinculan con recursos ni resultados intermedios. He y Wang (2025) sostienen que la inteligencia artificial puede apoyar mejoras reales cuando se integra con innovación y eficiencia, mientras que Bentley-Goode et al. (2025) destacan la importancia de la calidad y corrección de los indicadores sostenibles. Una meta ambiental debería estar acompañada por presupuesto, responsables, calendario y métricas de avance. Sin estos elementos, el compromiso se aproxima más a una aspiración reputacional que a una decisión de gestión.

2.3. El dato ambiental como evidencia contable

La calidad del reporte comienza antes de que el algoritmo procese la información. Boedijanto y Delina (2024) señalan que los modelos automatizados necesitan datos confiables y comparables, mientras que Xu et al. (2026) identifican la calidad de los insumos y procesos como elementos esenciales del aseguramiento. Si las cifras de consumo, emisiones o residuos se registran de manera fragmentada, la herramienta solo procesará con rapidez una realidad incompleta. La sofisticación técnica no convierte una base débil en evidencia sólida.

Cada indicador material debe poder reconstruirse desde la fuente hasta su divulgación. Free et al. (2024) sostienen que el aseguramiento necesita evidencia suficiente y pertinente, mientras que Bentley-Goode et al. (2025) muestran que la revisión profesional puede conducir a correcciones y reexpresiones de métricas. El contador debe identificar quién recopiló el dato, qué criterio utilizó, qué ajustes se realizaron y quién autorizó su publicación. Cuando la única explicación disponible es “lo calculó la plataforma”, la entidad ha perdido control sobre su propia información.

Los datos favorables y adversos deben someterse al mismo nivel de revisión. Sundarasen et al. (2024) identifican la selección parcial como una manifestación frecuente del *greenwashing*, mientras que Kathan et al. (2025) advierten que una buena puntuación ESG no elimina la posibilidad de controversias ambientales. Revisar con detalle los avances y tratar de manera superficial las sanciones, desviaciones o metas incumplidas produce una representación desequilibrada. La imparcialidad no se demuestra por la cantidad de indicadores, sino por la simetría con la que se examinan los resultados.

Ejemplo:

Una empresa comunica que redujo en 18 % sus emisiones directas y utiliza inteligencia artificial para presentar el resultado mediante gráficos, comparaciones y un relato de transición ambiental. Sin embargo, durante el mismo periodo trasladó parte de su producción a proveedores externos cuyas emisiones no fueron incorporadas al cálculo.

La cifra puede ser correcta dentro del límite elegido, pero la interpretación es incompleta. El posible *greenwashing* no se origina necesariamente en un dato inventado, sino en la selección de un perímetro que muestra una mejora interna mientras desplaza el impacto hacia la cadena de valor. La función del contador consiste en identificar esa diferencia y explicar si modifica la lectura del desempeño.

2.4. La inteligencia artificial como detector, no como juez

Los modelos automatizados pueden ampliar la capacidad para encontrar contradicciones. Boedijanto y Delina (2024) proponen combinar procesamiento del lenguaje, rastreo web y análisis del ciclo de vida para evaluar afirmaciones ambientales, mientras que He y Wang (2025) encuentran que la adopción de inteligencia artificial puede contribuir a disminuir conductas engañosas. Estas herramientas permiten contrastar reportes con sanciones, registros públicos y resultados operativos. Su aporte está en dirigir la atención hacia áreas de riesgo, no en reemplazar la investigación profesional.

Una alerta algorítmica es un indicio que necesita contexto. Liu (2026) advierte que la aplicación de inteligencia artificial en ESG requiere explicabilidad y supervisión, mientras que Boedijanto y Delina (2024) reconocen dificultades para distinguir entre lenguaje legítimo y afirmaciones engañosas. Una expresión general puede responder a una mala redacción y no a una intención de manipular. Convertir toda ambigüedad en fraude produciría otro tipo de error: la apariencia de objetividad del detector.

El contador debe cuestionar tanto los mensajes corporativos como el sistema que los evalúa. Kathan et al. (2025) muestran que las puntuaciones ESG pueden relacionarse de manera compleja con el riesgo de *greenwashing*, mientras que He y Wang (2025)

evidencian que el efecto de la tecnología depende de la forma en que se adopta. No es suficiente preguntar si el reporte fue generado mediante inteligencia artificial; también debe conocerse qué modelo lo revisó, con qué información y bajo qué criterios. Un sistema opaco no puede convertirse en árbitro definitivo de otro sistema igualmente opaco.

2.5. Aseguramiento y responsabilidad identificable

El aseguramiento debe seguir el recorrido de la información y no concentrarse solo en el documento publicado. Free et al. (2024) advierten que una verificación superficial puede legitimar mensajes cuestionables, mientras que Xu et al. (2026) proponen evaluar insumos, procesos, resultados y contexto para determinar la calidad del encargo. Cuando interviene inteligencia artificial, el contador necesita conocer qué tareas realizó, qué fuentes utilizó y qué controles humanos operaron. Examinar únicamente la presentación final deja fuera el lugar donde pudo originarse la distorsión.

La responsabilidad debe asignarse a personas y funciones concretas. Bentley-Goode et al. (2025) resaltan el valor del aseguramiento profesional para mejorar la calidad del reporte, mientras que Liu (2026) insiste en la necesidad de supervisión humana. La dirección define los objetivos; las áreas operativas generan información; los especialistas configuran los sistemas; el contador revisa la coherencia; y el asegurador evalúa el objeto del encargo. Esta cadena debe estar documentada para evitar que todos participen, pero nadie responda.

El contador debe relacionar las declaraciones ambientales con sus consecuencias económicas. He y Wang (2025) vinculan la disminución del *greenwashing* con mejoras operativas e innovación, mientras que Free et al. (2024) señalan que el aseguramiento debe atender la sustancia y no solo la forma de la divulgación. Una estrategia sostenible debería dejar huellas en inversiones, presupuestos, costos, provisiones, contratos y procesos. Cuando el discurso avanza, pero la asignación de recursos permanece igual, existe una señal que merece revisión.

4. Una mirada desde América Latina

La aplicación regional del control debe reconocer diferencias en capacidades, regulación y disponibilidad de información. Xu et al. (2026) muestran que la calidad del aseguramiento depende del contexto, la experiencia y los recursos disponibles, mientras que Sánchez et al. (2026) analizan diferencias internacionales en la adopción de prácticas de aseguramiento sostenible. Para América Latina, esto implica evitar la importación automática de metodologías construidas con bases de datos y condiciones regulatorias distintas. La comparabilidad internacional es necesaria, pero no debe borrar las particularidades productivas y ambientales de cada país.

La dependencia de proveedores externos puede debilitar la autonomía profesional. Liu (2026) destaca que la mejora de la información ESG requiere gobernanza tecnológica, mientras que Boedijanto y Delina (2024) advierten que los resultados automatizados dependen de las fuentes y métodos aplicados. Cuando una empresa utiliza una plataforma cuyos supuestos no comprende, el contador puede terminar validando una cifra que no está en condiciones de reproducir. La región necesita fortalecer competencias que permitan discutir con los proveedores y no limitarse a aceptar sus resultados.

El contador interamericano puede contribuir a cerrar la distancia entre el lenguaje global y la realidad local. Free et al. (2024) sostienen que la credibilidad depende de una revisión sustantiva, mientras que Bentley-Goode et al. (2025) muestran que la experiencia contable aporta calidad al aseguramiento. El profesional conoce las operaciones, los marcos normativos y las limitaciones de información de su entorno. Esa cercanía le permite advertir cuándo una metodología internacional representa adecuadamente la realidad y cuándo produce una comparación engañosa.

5. Conclusiones y reflexiones

El *greenwashing algorítmico* no se limita al uso intencional de inteligencia artificial para engañar. También puede aparecer cuando una organización utiliza datos incompletos, acepta resultados opacos o presenta una calificación automatizada como garantía de credibilidad. Esta distinción es importante porque amplía la responsabilidad más allá de la mala fe e incluye la falta de cuidado profesional.

La inteligencia artificial tiene una naturaleza ambivalente. Puede detectar contradicciones, comparar fuentes y ampliar la cobertura del análisis; pero también puede seleccionar, embellecer y legitimar mensajes poco sustentados. Por ello, no debe calificarse como solución o amenaza de manera aislada. Su efecto depende de los objetivos, los datos y los controles que acompañan su uso.

La primera defensa se encuentra en el origen y la integridad de la información. Un modelo sofisticado no puede corregir aquello que nunca fue registrado ni identificar por sí solo todos los datos excluidos. La trazabilidad debe permitir reconstruir cada cifra material y comprender las decisiones que intervinieron en su cálculo.

Las puntuaciones ESG merecen una lectura prudente. Su formato numérico transmite exactitud, aunque se apoyen en criterios discutibles. El contador debe explicar que una calificación representa una metodología y no una verdad absoluta sobre el desempeño ambiental de una entidad.

El aseguramiento adquiere valor cuando revisa el proceso completo. Una evaluación limitada al reporte final puede otorgar legitimidad a cifras cuyo origen nunca fue comprobado. El trabajo profesional debe examinar fuentes, criterios, ajustes, controles y responsabilidades.

Finalmente, el principal aporte del contador consiste en conectar el discurso sostenible con la gestión real. Una promesa ambiental debe reflejarse en recursos, decisiones, inversiones y resultados. Cuando esa conexión no existe, la organización puede estar comunicando una intención, pero no demostrando un desempeño.

Referencias

- Bentley-Goode, K. A., Simnett, R., Thompson, A., & Trotman, A. J. (2025). Choice of assurance provider and impact on quality of sustainability reporting: Evidence from sustainability reporting restatements. *Accounting & Finance*, 65, 2135–2172. <https://doi.org/10.1111/acfi.13367>
- Boedijanto, F. J. O., & Delina, L. L. (2024). Potentials and challenges of artificial intelligence-supported greenwashing detection in the energy sector. *Energy*

Research & Social Science, 115, 103638.
<https://doi.org/10.1016/j.erss.2024.103638>

Free, C., Jones, S., & Tremblay, M. S. (2024). Greenwashing and sustainability assurance: A review and call for future research. *Journal of Accounting Literature*, 47(4), 739–764. <https://doi.org/10.1108/JAL-11-2023-0201>

He, L. Y., & Wang, L. (2025). Can artificial intelligence curb greenwashing? Firm-level evidence based on large language model. *Energy Economics*, 152, 108954. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2025.108954>

Kathan, M. C., et al. (2025). ESG scores and greenwashing risk. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.106052>

Liu, J. (2026). The role of artificial intelligence in enhancing ESG disclosure quality in accounting. *Journal of Risk and Financial Management*, 19(1), 58. <https://doi.org/10.3390/jrfm19010058>

Sánchez, V. P. D., et al. (2026). Sustainability reporting assurance: Knowledge, lags, levels and international diffusion. *European Research on Management and Business Economics*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2444569X25002446>

Sundarasan, S., Zyznarska-Dworczak, B., & Goel, S. (2024). Sustainability reporting and greenwashing: A bibliometrics assessment in G7 and non-G7 nations. *Cogent Business & Management*, 11(1), 2320812. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2320812>

Xu, H., Hay, D., & Harrison, J. (2026). Sustainability assurance quality: Indicators and consequences. *Accounting & Finance*, 66, 849–886. <https://doi.org/10.1111/acfi.70196>