



Módulo 4. Ética, Transparencia y Comunicación de Resultados

- ☰ 1. Ética y responsabilidad en el análisis de datos
- ☰ 2. Comunicación y visualización responsable de resultados
- ☰ Referencias

1. Ética y responsabilidad en el análisis de datos

Introducción

En las lecturas anteriores se abordaron modelos de regresión y clasificación, analizando cómo estimar probabilidades, evaluar desempeño mediante métricas como sensibilidad o curva ROC y validar resultados mediante validación cruzada. Sin embargo, surge una pregunta inevitable: ¿qué ocurre cuando esos modelos se implementan en contextos reales donde afectan decisiones sobre personas? ¿Es suficiente que un modelo sea estadísticamente consistente y predictivamente preciso para considerarlo adecuado?

Los sistemas predictivos actuales intervienen en decisiones sobre acceso a crédito, admisión universitaria, contratación laboral o asignación de recursos sanitarios. Ramírez Autrán (2023) señala que los algoritmos no operan en un vacío neutral, sino que pueden reproducir desigualdades preexistentes cuando se entrenan con datos históricamente sesgados. Este fenómeno resulta especialmente relevante si se considera que muchas

bases de datos reflejan estructuras sociales desiguales. Un dato ilustrativo es que diversos sistemas de reconocimiento facial han mostrado mayores tasas de error en determinados grupos poblacionales, evidenciando cómo la distribución de datos influye en el desempeño del modelo.

Asimismo, la dimensión ética no se limita al diseño del algoritmo, sino que abarca la recopilación de datos, la selección de variables y la interpretación de resultados. Gonzalez Disla (2019) destaca que la masificación del Big Data amplifica los desafíos en materia de privacidad y consentimiento informado. ¿Qué implica analizar grandes volúmenes de información personal sin que los individuos comprendan plenamente el uso que se hará de sus datos? ¿Cómo se equilibra la eficiencia predictiva con la protección de derechos fundamentales?

Por otra parte, la comunicación y visualización de resultados también poseen una dimensión moral. Correll (2019) advierte que las visualizaciones no son representaciones neutrales de hechos objetivos, sino construcciones que pueden reforzar percepciones de autoridad y certeza. En este sentido, un gráfico puede presentar resultados como verdades incuestionables, invisibilizando supuestos, incertidumbres o limitaciones del modelo. Esta reflexión introduce un desafío central: integrar la solidez técnica del modelado predictivo con criterios de

transparencia, responsabilidad y conciencia crítica en el análisis y comunicación de datos.

Ética en el análisis de datos y toma de decisiones basada en modelos

El análisis de datos y el modelado predictivo no constituyen actividades exclusivamente técnicas. Cada decisión metodológica —selección de variables, definición del problema, construcción del conjunto de entrenamiento o elección de métricas de evaluación— posee implicancias éticas. En el marco de los modelos de regresión y clasificación trabajados previamente, la precisión estadística no agota la evaluación de la calidad de un sistema predictivo.

Ramírez Autrán (2023) sostiene que los algoritmos pueden reproducir y amplificar desigualdades sociales cuando se entrenan con datos que reflejan estructuras históricas de discriminación. En este sentido, la aparente neutralidad matemática puede ocultar decisiones implícitas sobre qué datos se consideran relevantes, qué variables se excluyen y qué criterios se priorizan en la optimización del modelo. La ética en el análisis de datos implica reconocer que todo modelo opera dentro de un contexto social determinado.

Un aspecto central radica en comprender que la definición misma del problema influye en los resultados. Por ejemplo, al construir un modelo para predecir riesgo crediticio, la elección de variables como historial laboral, nivel educativo o zona geográfica puede generar efectos diferenciados sobre determinados grupos poblacionales. Gonzalez Disla (2019) señala que el uso masivo de datos en entornos de Big Data incrementa la capacidad predictiva, pero también amplifica los riesgos asociados a la privacidad y al tratamiento inadecuado de información sensible.

El modelo no solo produce predicciones: produce consecuencias.

Desde una perspectiva profesional, la ética en el análisis de datos implica considerar al menos las siguientes dimensiones:

- **Responsabilidad en la selección de datos:** La recopilación y utilización de datos debe evaluarse en términos de consentimiento, representatividad y posibles impactos sobre grupos vulnerables. El uso de bases de datos incompletas o sesgadas puede generar decisiones sistemáticamente desfavorables para ciertos colectivos.

- **Transparencia en los criterios de modelado:** La explicitación de supuestos, métricas utilizadas y límites del modelo favorece la rendición de cuentas. Comunicar qué variables influyen en la predicción permite comprender el alcance y las restricciones del sistema.

La ética aplicada al modelado predictivo también exige evaluar la coherencia entre el objetivo técnico y el impacto social. Correll (2019) advierte que la producción y presentación de datos nunca es completamente neutral, ya que toda representación implica una selección y una estructura narrativa. Esta observación resulta pertinente cuando los resultados de un modelo se comunican como evidencia objetiva sin explicitar incertidumbres o márgenes de error.

Tabla 1. Dimensiones éticas en el análisis de datos predictivos

Dimensión ética	Descripción conceptual	Implicancia profesional
Representatividad de datos	Adecuación de la muestra respecto	Evita exclusión sistemática

		de la población objetivo	
Protección de privacidad		Resguardo de información sensible	Garantiza derechos individuales
Claridad metodológica		Explicitación de supuestos y métricas	Favorece evaluación crítica
Evaluación de impacto		Análisis de consecuencias sociales del modelo	Promueve decisiones responsables

Fuente: elaboración propia con base en Ramírez Autrán (2023) y Gonzalez Disla (2019)

La práctica profesional responsable requiere además integrar criterios de revisión continua. Los modelos pueden deteriorar su desempeño con el tiempo debido a cambios en el entorno o en los datos disponibles. Esta dinámica obliga a monitorear resultados y actualizar procedimientos, evitando que decisiones automatizadas se mantengan sin evaluación periódica.

Tabla 2. Riesgos éticos frecuentes en sistemas predictivos

Riesgo identificado	Manifestación en modelos predictivos	Estrategia de mitigación
Sesgo en datos históricos	Reproducción de desigualdades previas	Auditorías de datos
Opacidad algorítmica	Dificultad para explicar decisiones automatizadas	Documentación y trazabilidad
Uso indebido de información	Tratamiento de datos sin consentimiento adecuado	Políticas de gobernanza de datos
Sobreconfianza en métricas	Interpretación acrítica de indicadores de desempeño	Integración de análisis cualitativo

En síntesis, la ética en el análisis de datos no se limita a evitar prácticas indebidas, sino que implica incorporar una mirada crítica y preventiva en cada etapa del proceso predictivo. La solidez técnica debe complementarse con criterios de responsabilidad social, garantizando que la toma de decisiones basada en modelos contribuya al bienestar colectivo y respete principios fundamentales de equidad y transparencia.

Sesgos algorítmicos: identificación, fuentes y consecuencias

El desarrollo de modelos predictivos se apoya en datos históricos que reflejan comportamientos pasados. Sin embargo, estos datos no siempre representan de manera equilibrada a todas las poblaciones. Ramírez Autrán (2023) explica que los sesgos algorítmicos surgen cuando los sistemas automatizados reproducen o amplifican desigualdades presentes en la sociedad. En este sentido, la regresión logística o los modelos de clasificación trabajados previamente pueden alcanzar altos niveles de precisión y, al mismo tiempo, generar efectos discriminatorios indirectos.

Un dato ilustrativo proviene de investigaciones en sistemas de reconocimiento facial, donde se han observado diferencias significativas en tasas de error según género y tono de piel. ¿Cómo es posible que un modelo con métricas globales elevadas presente fallos sistemáticos en determinados grupos? La respuesta radica en la distribución de los datos de entrenamiento. Cuando ciertos colectivos se encuentran subrepresentados, el modelo aprende patrones menos robustos para ellos.

Los sesgos pueden originarse en distintas etapas del proceso analítico. No solo se vinculan con la calidad de los datos, sino también con decisiones metodológicas. Por ejemplo, la elección de variables puede introducir correlaciones indirectas con atributos sensibles, incluso cuando estos no se incluyen explícitamente. Gonzalez Disla (2019) advierte que el entorno de *Big Data* incrementa la complejidad de estas relaciones, dificultando la identificación de efectos colaterales.

Entre las fuentes más frecuentes de sesgo se encuentran:

- **Sesgo de muestreo:** Ocurre cuando la muestra utilizada para entrenar el modelo no representa adecuadamente la población objetivo. Esto puede generar predicciones menos precisas para grupos subrepresentados.

- **Sesgo de medición:** Surge cuando los datos recogen información con errores sistemáticos o cuando ciertos fenómenos se cuantifican de manera desigual, afectando la calidad de las estimaciones.

Además, existen sesgos derivados del diseño del propio modelo:

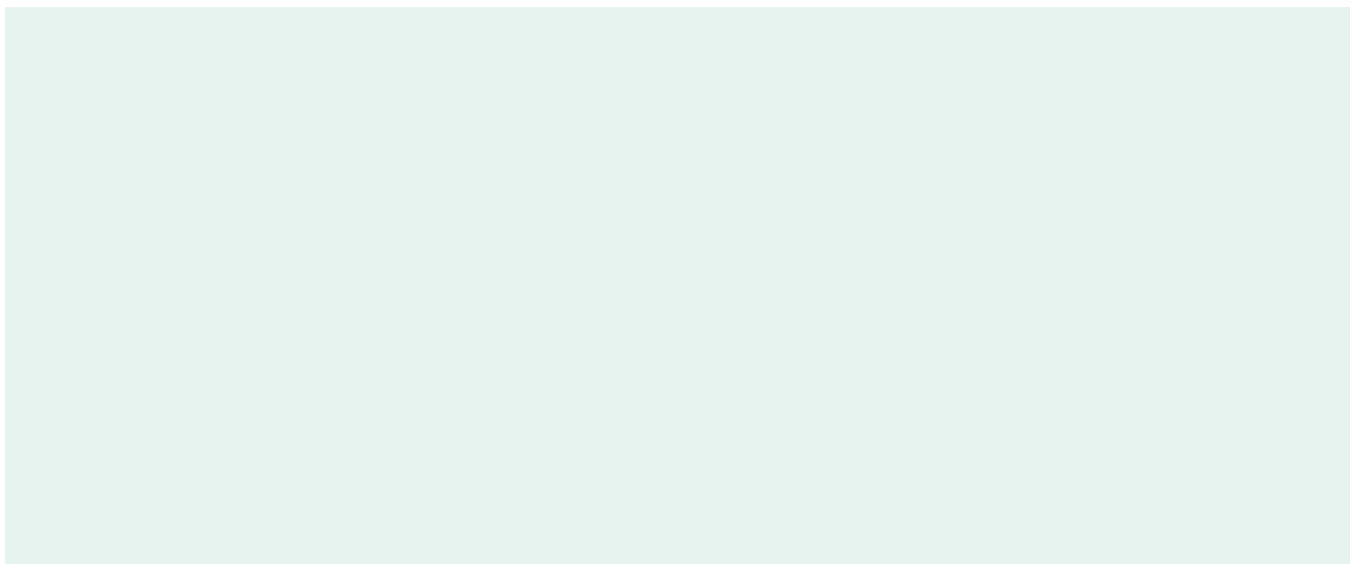
- **Sesgo por variable proxy:** Se produce cuando una variable aparentemente neutral funciona como sustituto indirecto de un atributo sensible, como ubicación geográfica asociada a nivel socioeconómico.
- **Sesgo por optimización de métricas globales:** Aparece cuando el modelo maximiza indicadores agregados sin considerar disparidades entre subgrupos.

Tabla 3. Fuentes de sesgo en sistemas predictivos

Tipo de sesgo	Descripción técnica	Ejemplo aplicado
Sesgo de muestreo	Subrepresentación de determinados grupos	Datos laborales concentrados en

	en el conjunto de datos	un sector
Sesgo de medición	Errores sistemáticos en la recolección de información	Diferencias en calidad de registros administrativos
Sesgo por variable proxy	Correlación indirecta con atributos sensibles	Código postal asociado a nivel de ingresos
Sesgo por optimización	Priorización de métricas globales sobre equidad entre grupos	Alta exactitud total con disparidades en sensibilidad

Fuente: elaboración propia con base en Ramírez Autrán (2023)



Correll (2019) advierte que la percepción de neutralidad en datos y visualizaciones puede invisibilizar estas desigualdades. Cuando los resultados se presentan como representaciones objetivas de la realidad, se reduce el espacio para la crítica. ¿Qué sucede cuando un gráfico comunica eficiencia sin mostrar impactos diferenciados? La ausencia de información también constituye una forma de sesgo.

Desde una perspectiva profesional, la identificación de sesgos requiere incorporar procedimientos sistemáticos de evaluación. No basta con calcular métricas agregadas; es necesario analizar el desempeño del modelo en distintos subgrupos y examinar la coherencia de las decisiones automatizadas.

Tabla 4. Consecuencias de los sesgos algorítmicos

Consecuencia observada	Impacto en la práctica profesional	Riesgo ético asociado
Discriminación indirecta	Decisiones desfavorables para grupos específicos	Vulneración de equidad

Pérdida de confianza	Deslegitimación del sistema predictivo	Deterioro institucional
Reproducción de desigualdades	Consolidación de brechas sociales existentes	Amplificación estructural
Opacidad en decisiones	Dificultad para impugnar resultados automatizados	Limitación de derechos

Fuente: elaboración propia con base en Correll (2019) y Gonzalez Disla (2019)

Un aspecto llamativo es que la búsqueda de mayor precisión puede, en ciertos casos, intensificar desigualdades si no se incorporan criterios de equidad en el diseño. Este fenómeno plantea interrogantes relevantes: ¿debe priorizarse la exactitud global o la reducción de disparidades entre grupos? ¿Es posible equilibrar ambos objetivos sin comprometer la calidad predictiva?

En síntesis, los sesgos algorítmicos constituyen un desafío estructural en el modelado predictivo. Su identificación exige análisis desagregados, revisión crítica de variables y evaluación continua de impactos. La ética en el análisis de datos implica reconocer que la precisión estadística no garantiza justicia

distributiva, y que la responsabilidad profesional incluye anticipar y mitigar efectos no deseados.

Transparencia, trazabilidad y responsabilidad en sistemas predictivos

La implementación de modelos predictivos en contextos reales exige algo más que precisión estadística y eficiencia computacional. Cuando un sistema automatizado influye en decisiones sobre crédito, salud o educación, surge una exigencia adicional: explicar cómo se llegó a esa decisión y permitir su revisión. La transparencia no constituye únicamente una buena práctica técnica, sino una condición para la legitimidad institucional.

Correll (2019) advierte que la percepción de neutralidad en sistemas basados en datos puede generar una falsa sensación de objetividad. Cuando los procesos internos permanecen invisibles, las decisiones adquieren una apariencia de inevitabilidad técnica. Esta invisibilidad dificulta la impugnación de resultados y reduce la capacidad crítica de los usuarios. ¿Cómo puede una persona cuestionar una decisión automatizada si desconoce los criterios que la generaron?

La trazabilidad se vincula con la posibilidad de reconstruir el proceso analítico que condujo a un resultado determinado. En el ámbito del modelado predictivo, implica documentar etapas como selección de variables, transformación de datos, elección de métricas y validación del modelo. Gonzalez Disla (2019) destaca que en entornos de Big Data la complejidad del flujo de datos incrementa la necesidad de mecanismos formales de documentación y control.

La transparencia convierte al modelo en un sistema auditable; la opacidad lo convierte en una autoridad incuestionable.

Desde el punto de vista profesional, la responsabilidad en sistemas predictivos se apoya en tres pilares interrelacionados:

- Claridad metodológica en la construcción del modelo.
- Documentación de decisiones técnicas.
- Comunicación comprensible de resultados a públicos no especializados.

Tabla 5. Componentes de transparencia y trazabilidad en modelos predictivos

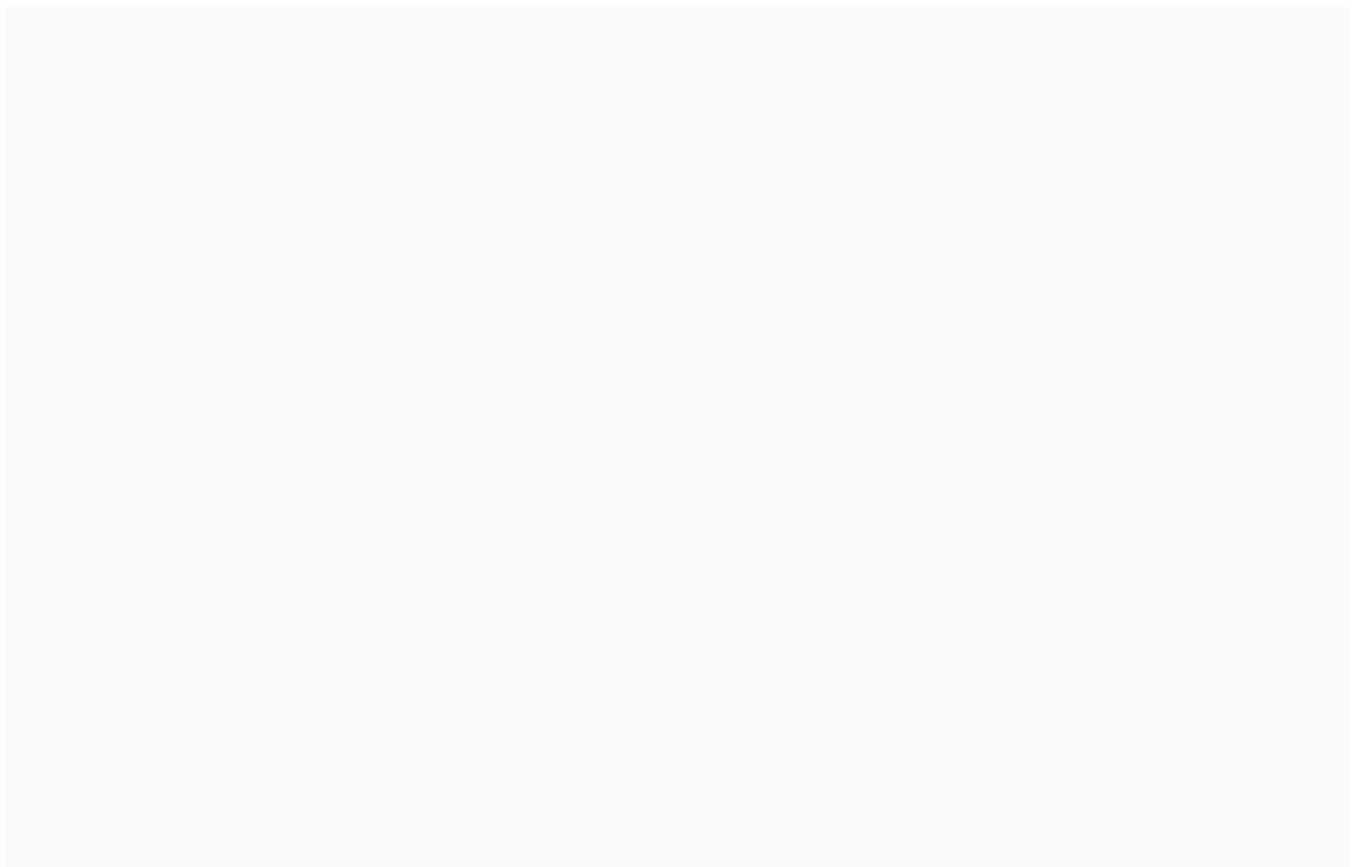
Componente	Descripción técnica	Impacto en la práctica profesional
Documentación del modelo	Registro de variables, supuestos y métricas utilizadas	Facilita auditoría y revisión
Registro de versiones	Control de cambios en datos y parámetros	Permite rastrear modificaciones
Explicabilidad	Capacidad de describir factores que influyen en la decisión	Mejora comprensión y confianza
Comunicación clara	Presentación accesible de	Promueve uso responsable

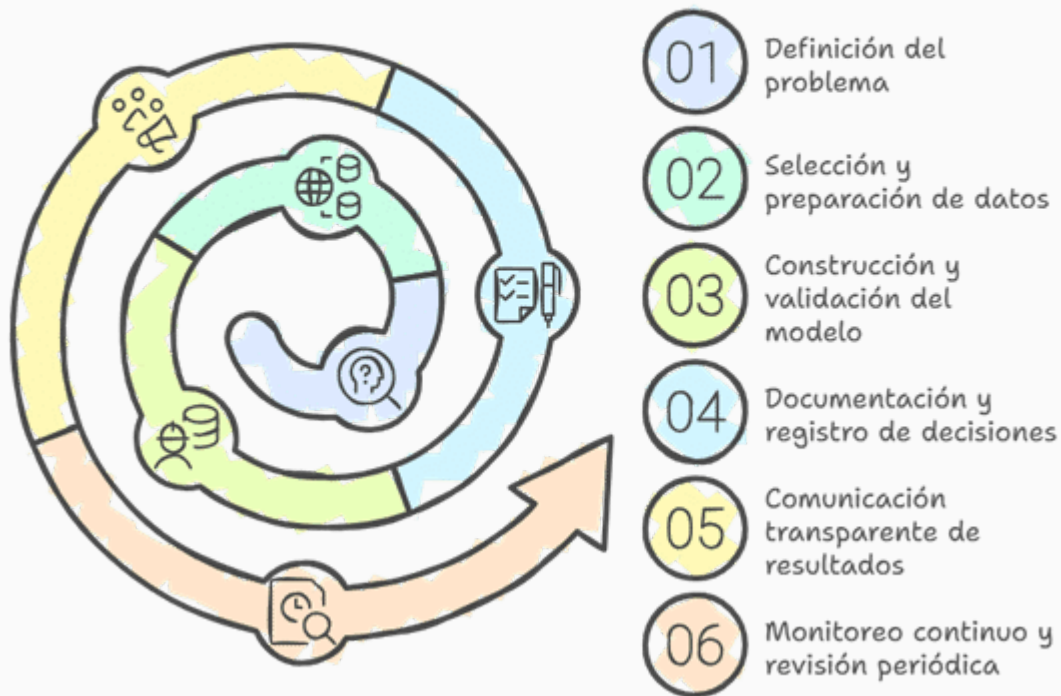
	resultados y limitaciones	
--	---------------------------------	--

Fuente: elaboración propia con base en Correll (2019) y Gonzalez Disla (2019)

La falta de trazabilidad puede generar riesgos adicionales. Sin registros claros, resulta difícil detectar errores sistemáticos o evaluar si un modelo mantiene su desempeño a lo largo del tiempo. Además, la ausencia de documentación limita la posibilidad de corregir decisiones incorrectas o injustas.

Figura 1. Ciclo de responsabilidad en sistemas predictivos





Made with Napkin

Fuente: Elaboración propia

Este esquema muestra que la responsabilidad no se concentra en una única etapa, sino que atraviesa todo el ciclo de vida del modelo. Cada fase implica decisiones técnicas con potencial impacto social.

En síntesis, la transparencia y la trazabilidad constituyen condiciones necesarias para integrar el modelado predictivo dentro de marcos éticos sólidos. La responsabilidad profesional

exige que los modelos no solo sean precisos, sino también comprensibles, auditables y revisables. Esta perspectiva prepara el terreno para abordar, en la siguiente unidad, la dimensión comunicacional y la interpretación crítica de resultados.

CONTINUAR

2. Comunicación y visualización responsable de resultados

Introducción

En el recorrido previo se analizaron los fundamentos éticos del modelado predictivo, los sesgos algorítmicos y la importancia de la transparencia y la trazabilidad. Sin embargo, surge una dimensión complementaria que condiciona el impacto real de los modelos: la forma en que sus resultados se comunican y visualizan. ¿Qué ocurre cuando una predicción probabilística se presenta como una afirmación categórica? ¿Cómo influyen los gráficos y tablas en la interpretación pública de los datos?

La comunicación estadística no consiste únicamente en presentar cifras, sino en construir narrativas basadas en evidencia cuantitativa. Correll (2019) advierte que toda visualización implica decisiones de diseño que pueden reforzar percepciones de certeza, urgencia o relevancia. Un gráfico puede sugerir estabilidad, tendencia o contraste según la escala utilizada, el rango seleccionado o la forma de representar las categorías.

Estos elementos influyen en la interpretación incluso cuando los datos son correctos.

En contextos profesionales, la comunicación de resultados impacta directamente en la toma de decisiones. Una estimación de probabilidad asociada a un modelo de clasificación puede derivar en la aprobación o rechazo de un crédito, en la asignación de recursos educativos o en la priorización de pacientes. ¿Se explicitan los márgenes de error? ¿Se comunican las limitaciones del modelo? La ausencia de esta información puede generar sobreconfianza en los resultados.

En esta unidad se abordarán los principios de comunicación responsable, las buenas prácticas en visualización de modelos predictivos y la interpretación crítica de resultados estadísticos. El objetivo consiste en integrar el rigor técnico con criterios de claridad, honestidad intelectual y conciencia del impacto social de la información presentada.

Comunicación responsable de la información estadística

La comunicación de resultados en análisis de datos constituye una etapa estratégica del proceso predictivo. Una estimación

correctamente calculada puede perder validez práctica si se presenta de manera ambigua, incompleta o descontextualizada. En el ámbito profesional, comunicar información estadística implica traducir métricas técnicas —como probabilidades, intervalos o niveles de desempeño— en mensajes comprensibles sin distorsionar su significado.

Correll (2019) sostiene que toda representación de datos conlleva decisiones narrativas implícitas. La elección de qué mostrar, qué omitir y cómo estructurar la información influye en la interpretación del receptor. Por ejemplo, presentar únicamente la tasa de aciertos de un modelo de clasificación puede generar una percepción de alta efectividad, aun cuando existan disparidades en sensibilidad o especificidad entre subgrupos.

Un dato ilustrativo es que numerosos informes ejecutivos priorizan indicadores agregados sin detallar márgenes de error o supuestos metodológicos. ¿Qué ocurre cuando se comunica una probabilidad del 80 % sin explicar el contexto de entrenamiento del modelo o las condiciones bajo las cuales fue validado? La omisión de estas precisiones puede inducir a interpretaciones excesivamente deterministas.

La comunicación responsable requiere integrar claridad y rigor. No se trata de simplificar en exceso ni de trasladar la complejidad

técnica sin mediación, sino de estructurar el mensaje de manera que conserve fidelidad conceptual.

En términos profesionales, una comunicación estadística responsable debe contemplar:

- **Contextualización de resultados:** Presentar cifras junto con información sobre el modelo utilizado, el tamaño de muestra, el período analizado y las limitaciones identificadas. Esta práctica evita que los números se interpreten como verdades absolutas desligadas de su marco metodológico.
- **Explicación de incertidumbre:** Incluir referencias a márgenes de error, intervalos o posibles variaciones en el desempeño del modelo. Comunicar la existencia de incertidumbre fortalece la credibilidad y favorece decisiones informadas.

Tabla 6. Elementos de una comunicación estadística responsable

Elemento comunicacional	Descripción técnica	Riesgo si se omite
-------------------------	---------------------	--------------------

Contexto metodológico	Información sobre datos, modelo y validación	Interpretación descontextualizada
Indicadores desagregados	Métricas por subgrupos o segmentos	Invisibilización de disparidades
Declaración de límites	Reconocimiento de supuestos y restricciones del modelo	Sobreconfianza en resultados
Claridad conceptual	Explicación accesible de términos técnicos	Malentendidos en la audiencia

Fuente: elaboración propia con base en Correll (2019)

Además, la ética comunicacional implica evitar la manipulación visual o retórica de datos. Gonzalez Disla (2019) advierte que el uso extensivo de información en entornos de *Big Data* puede generar asimetrías entre quienes producen modelos y quienes

reciben los resultados. Esta brecha refuerza la necesidad de transparencia discursiva y responsabilidad interpretativa.

Tabla 7. Errores frecuentes en la comunicación de resultados predictivos

Error identificado	Manifestación práctica	Consecuencia potencial
Simplificación excesiva	Reducción del modelo a un único indicador	Pérdida de matices relevantes
Uso ambiguo de probabilidades	Presentación de valores sin explicación contextual	Interpretación determinista
Falta de diferenciación	No distinguir entre correlación y causalidad	Inferencias indebidas
Omisión de supuestos	No mencionar criterios de	Debilitamiento de confianza

	validación o selección de datos	
--	------------------------------------	--

Fuente: elaboración propia con base en Gonzalez Disla (2019)

En síntesis, comunicar información estadística de manera responsable implica equilibrar precisión técnica y claridad expositiva. La calidad del análisis no depende únicamente de la robustez metodológica, sino también de la forma en que los resultados se presentan y se interpretan. Esta dimensión comunicacional constituye un componente central de la ética en el modelado predictivo.

Visualización de modelos predictivos y buenas prácticas gráficas

La visualización constituye uno de los instrumentos más influyentes en la comunicación de resultados predictivos. Un gráfico puede sintetizar grandes volúmenes de información en pocos segundos, facilitando la comprensión de patrones, comparaciones o tendencias. Sin embargo, esta capacidad de síntesis también implica responsabilidad: la forma en que se diseña una visualización condiciona la interpretación del modelo.

Correll (2019) sostiene que las visualizaciones no son representaciones neutrales de la realidad, sino construcciones que incorporan decisiones sobre escalas, colores, categorías y jerarquías visuales. Estas decisiones pueden reforzar percepciones de certeza, dramatizar diferencias o atenuar desigualdades. Por ejemplo, modificar el rango de un eje vertical puede magnificar pequeñas variaciones en la probabilidad estimada por un modelo de clasificación.

Un dato curioso es que estudios en percepción visual muestran que las personas tienden a interpretar gráficos de líneas como evidencia de tendencia causal, incluso cuando solo representan correlaciones descriptivas. ¿Qué sucede cuando un modelo predictivo se presenta mediante una visualización que sugiere determinismo o inevitabilidad? La representación gráfica puede consolidar interpretaciones que exceden el alcance real del análisis.

La visualización responsable de modelos predictivos implica considerar tanto la fidelidad técnica como la claridad interpretativa. Esto resulta especialmente relevante cuando se comunican probabilidades, intervalos de confianza o métricas como sensibilidad y especificidad.

En la práctica profesional, una visualización adecuada debe contemplar:

- **Correspondencia entre escala y magnitud real:** Las escalas deben reflejar proporcionalmente las diferencias observadas, evitando distorsiones que exageren o minimicen resultados. La coherencia en el rango de ejes facilita comparaciones válidas.
- **Explicitación de incertidumbre:** Incluir bandas de confianza, márgenes de error o referencias al tamaño de muestra permite que la audiencia comprenda la variabilidad asociada a las estimaciones. La omisión de esta información puede generar sobreinterpretación.

Tabla 8. Buenas prácticas en la visualización de modelos predictivos

Principio gráfico	Descripción técnica	Beneficio interpretativo
Escalas proporcionales	Uso consistente de rangos y unidades	Evita distorsión visual
Inclusión de incertidumbre	Representación de intervalos o variabilidad	Promueve lectura crítica

Claridad en etiquetas	Definición explícita de variables y métricas	Reduce ambigüedad
Diferenciación de categorías	Uso adecuado de colores y contrastes	Mejora comprensión

Fuente: elaboración propia con base en Correll (2019)

Asimismo, la visualización puede reforzar o atenuar sesgos. Ramírez Autrán (2023) advierte que cuando los resultados se presentan sin desagregación por grupos relevantes, pueden ocultarse disparidades significativas. Por ejemplo, un gráfico que muestre una tasa global de aciertos elevada puede invisibilizar diferencias en el desempeño del modelo entre distintos segmentos poblacionales.

Tabla 9. Riesgos en la visualización de resultados predictivos

Riesgo identificado	Manifestación gráfica	Impacto potencial
Exageración visual	Escalas truncadas o desproporcionadas	Percepción inflada de diferencias
Invisibilización de subgrupos	Uso exclusivo de métricas agregadas	Ocultamiento de desigualdades
Ambigüedad conceptual	Falta de definición de probabilidades o métricas	Interpretaciones erróneas
Sobrecarga informativa	Exceso de elementos gráficos sin jerarquía clara	Confusión en la audiencia

Fuente: elaboración propia con base en Ramírez Autrán (2023)

En síntesis, la visualización de modelos predictivos constituye una herramienta poderosa que influye directamente en la toma de decisiones. Su diseño debe articular precisión técnica, claridad conceptual y conciencia ética. La representación gráfica no solo comunica resultados, sino que también modela la manera en que estos se comprenden y se utilizan en contextos profesionales.

Interpretación crítica de resultados y límites del modelo

La interpretación de resultados constituye la etapa donde el análisis técnico se transforma en juicio profesional. Una probabilidad estimada, un valor de accuracy o un área bajo la curva ROC no poseen significado autónomo; adquieren relevancia cuando se insertan en un contexto institucional, normativo y social. Interpretar críticamente implica examinar no solo lo que el modelo muestra, sino también aquello que no captura.

Correll (2019) señala que los datos y sus representaciones pueden transmitir una apariencia de objetividad que desalienta la duda. Sin embargo, todo modelo se construye sobre supuestos, decisiones de diseño y restricciones técnicas. ¿Qué variables quedaron fuera del análisis? ¿Qué sesgos podrían persistir aun después de aplicar validación cruzada? Estas preguntas permiten ampliar la mirada más allá de la métrica puntual.

Un aspecto relevante consiste en distinguir entre correlación y causalidad. Los modelos predictivos, incluidos

los de regresión logística y clasificación, identifican asociaciones estadísticas, pero no establecen relaciones causales por sí mismos. Ramírez Autrán (2023) advierte que interpretar correlaciones como causas puede consolidar estigmatizaciones o decisiones injustificadas, especialmente cuando se aplican a poblaciones específicas.

La interpretación crítica reconoce que todo modelo es una simplificación de la realidad y, por lo tanto, posee límites estructurales.

En términos profesionales, la interpretación responsable debe contemplar:

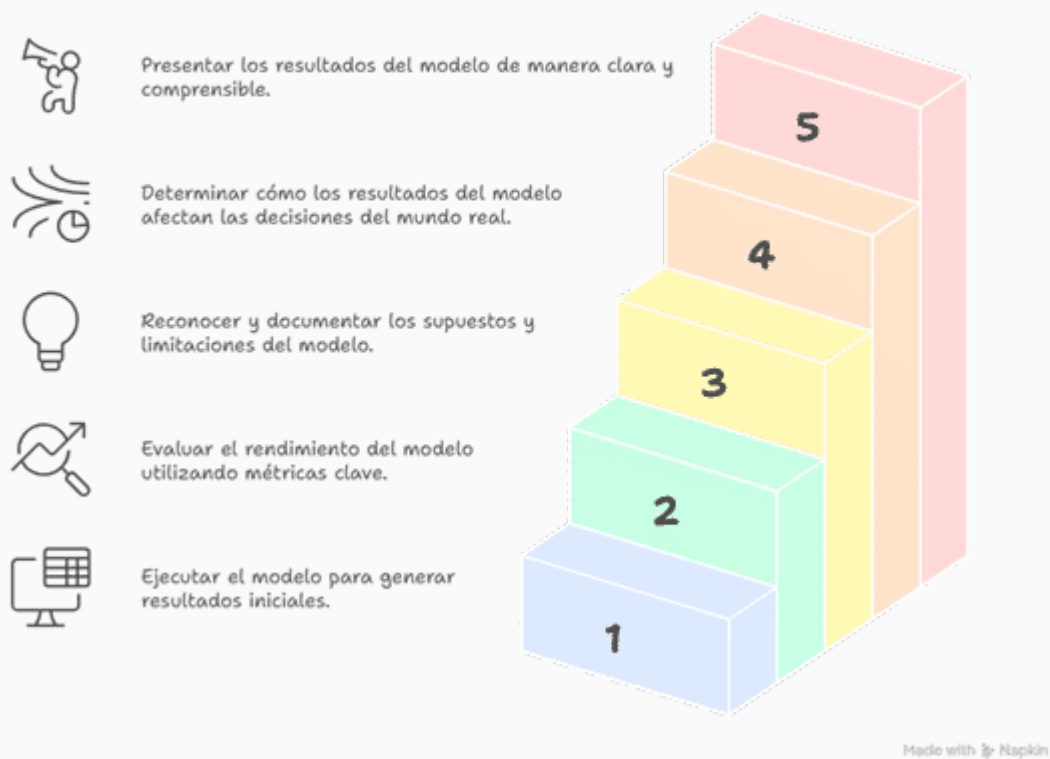
- **Reconocimiento de supuestos y restricciones:** Todo modelo opera bajo condiciones específicas de datos, período temporal y población objetivo. Identificar estos límites evita extrapolaciones indebidas.
- **Evaluación del impacto contextual:** Analizar cómo los resultados influyen en decisiones reales y si existen efectos diferenciados sobre determinados grupos. La interpretación no se agota en la cifra, sino que incluye sus consecuencias.

Tabla 10. Límites frecuentes en modelos predictivos

Tipo de límite	Descripción técnica	Riesgo asociado
Dependencia de datos históricos	El modelo refleja patrones del pasado	Reproducción de desigualdades
Sensibilidad al contexto	Cambios en entorno afectan desempeño	Pérdida de validez predictiva
Simplificación estructural	Exclusión de variables relevantes	Interpretación incompleta
Incertidumbre estadística	Variabilidad inherente en estimaciones	Sobreconfianza en resultados

Fuente: elaboración propia con base en Ramírez Autrán (2023) y Correll (2019)

Figura 2. Interpretación crítica en el modelado predictivo



Fuente: Elaboración propia

Este esquema sintetiza un proceso reflexivo que acompaña la lectura de resultados cuantitativos. La interpretación crítica no sustituye el análisis estadístico, sino que lo complementa mediante una evaluación contextual y ética.

En síntesis, interpretar resultados predictivos implica integrar precisión técnica, conciencia de límites y responsabilidad social. Este enfoque consolida el recorrido de la lectura, articulando ética, transparencia y comunicación en un marco profesional coherente con el uso responsable del modelado predictivo.

CONTINUAR

Referencias

Ramírez Autrán, R. (2023). *Sesgos y discriminaciones sociales de los algoritmos en inteligencia artificial: Una revisión documental*. *Entretextos*, 15(39), 1–17.
<https://doi.org/10.59057/iberoleon.20075316.202339664>

Gonzalez Disla, R. R. (2019). *Ética y privacidad en la era de la Big Data y la inteligencia artificial*. Evento Big Data, Economía Digital y Desarrollo Sostenible.

Correll, M. (2019). *Ethical dimensions of visualization research*. In *CHI Conference on Human Factors in Computing Systems Proceedings (CHI 2019)* (pp. 1–13). ACM.
<https://doi.org/10.1145/3290605.3300418>

CONTINUAR