

ÉTICA, COMUNICACIÓN Y MARCA PROFESIONAL: PILARES CLAVE PARA EL LIDERAZGO RESPONSABLE EN TECNOLOGÍA

Ensayo

Maikol Solís

Centro de Investigación en Matemática Pura y Aplicada, UCR, San José, Costa Rica

Fundador STATO Pro, San José, Costa Rica

maikol.solis@statopro.com / maikol.solis@ucr.ac.cr

Irene Jara

Consultora en Imagen y Marca Profesional, Colegio de Consultores en Imagen Pública, Ciudad de México

Creadora del Método PRESENCIA®, Costa Rica

irene@irenejara.com

Palabras clave: Inteligencia artificial responsable; explicabilidad de modelos; gobernanza de datos; habilidades de poder; marca profesional; storytelling con datos.

RESUMEN

El éxito profesional en el ámbito de la tecnología y la ciencia de datos trasciende la mera experticia técnica, requiriendo la convergencia de la ética, la comunicación estratégica y el liderazgo responsable. En un futuro cercano, los roles como analistas de datos e ingenieros fintech crecen aceleradamente. Asimismo, la región latinoamericana enfrenta brechas críticas en gobernanza ética y en habilidades de poder (antes habilidades blandas). Es por esto por lo que estos roles deben tener presente cómo mejorar su perfil profesional para ser más atractivos en un mercado laboral más demandante.

INTRODUCCIÓN

El panorama global del mercado laboral en los próximos años se define por tres dinámicas simultáneas: (1) creación acelerada de empleos en roles técnicos de inteligencia artificial (IA) y análisis de datos, (2) transformación radical de cómo se toman decisiones empresariales basadas en modelos algorítmicos, y (3) creciente escrutinio regulatorio y social sobre la equidad, privacidad y transparencia de estos sistemas.

Según el Informe “Future of Jobs 2025” del Foro Económico Mundial [1], analistas de datos especializados en big data, ingenieros del sector fintech y especialistas en machine learning figuran entre los diez roles de más rápido crecimiento a nivel mundial, con proyecciones de creación de 11 millones de empleos netos atribuibles a IA y procesamiento de información entre 2025-2030. Sin embargo, esta misma fuente identifica que 63 % de empleadores globales considera que la brecha de habilidades es la barrera número uno para la transformación digital, y que 39 % de las competencias existentes de los trabajadores se volverá obsoleta en el mismo período.

Entre las habilidades técnicas con más crecimiento en los próximos 5 años están: Inteligencia artificial y big data (87 % de los empleadores), redes y ciberseguridad (70 %) y conocimiento tecnológico (68 %). En contraposición, las habilidades de poder (o blandas) están en una posición muy predominante. Por ejemplo, el pensamiento creativo (66 %), resiliencia, flexibilidad y agilidad (66 %), curiosidad y aprendizaje continuo (61 %) y liderazgo e influencia social (58 %). En todos los casos, se recalca que existe un desajuste entre lo que se enseña en universidades y certificaciones técnicas actualmente. En particular, se destaca que el 50 % de los trabajadores ya han completado capacitaciones (comparado con el 41 % en 2023), y que 59 de cada 100 de los trabajadores globales necesitarán entrenamiento para 2030. De estos, 29 podrían ser capacitados en su rol actual, 19 podrían ser preparados y reasignados a otros puestos dentro de la organización, pero 11 no recibirían esa formación, quedando sus perspectivas de empleo en riesgo.

En Latinoamérica, esta tensión es particularmente aguda. Los estudiantes lideran el conocimiento en IA generativa con un crecimiento de inscripciones 2,2 veces superior al promedio global (425 % vs. 195 %), según el “Global Skills Report 2025” [2]. En particular, la región gradúa casi un millón de profesionales en carreras técnicas anualmente. Sin embargo, persisten tres brechas críticas ampliamente documentadas:

Gobernanza ética: A pesar de esfuerzos normativos emergentes en Brasil, Chile y Argentina, la región carece de marcos regulatorios robustos para IA responsable. Iniciativas legislativas latinoamericanas mencionan principios éticos “en pasada,” sin medidas operacionales concretas para garantizar equidad algorítmica, privacidad de datos o auditorías de sesgo [3], [4]. El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025 [5] revela brechas significativas en gobernanza entre todos los países líderes como Brasil, Chile, Colombia y México, y los rezagados como Bolivia, Ecuador o Paraguay.

Comunicación estratégica: El 70 % de las organizaciones latinoamericanas reconocen que la falta de habilidades digitales y comunicativas en sus equipos técnicos constituye una barrera significativa para adopción de tecnologías disruptivas [6], [7]. Esta “brecha de comunicación” se agrava porque programas educativos de ciencia de datos globalmente enfatizan programación y machine learning, pero ofrecen mínima formación en comunicación, colaboración y consideraciones éticas. En [8] se confirma, mediante minería de texto, que los programas de maestría en ciencia de datos se enfocan principalmente en habilidades de investigación, procesamientos de datos, tecnologías de la información, entre otras. Solamente pocas universidades especializadas priorizan temas en ética o estadística.

Liderazgo situacional: En el estudio de Arlenis y Ronald [9], se mezcló una revisión literaria sistemática con entrevistas a líderes de la industria latinoamericana. Aproximadamente el 40 % de los entrevistados admiten inseguridad al aplicar herramientas digitales avanzadas directamente, delegando a equipos técnicos o consultores externos. Esto deja en evidencia un liderazgo situacional y capacidad de influencia sin autoridad formal. Este retraso en el desarrollo de habilidades de liderazgo representa un “cuello de botella” para modelos organizacionales ágiles, sostenibles e innovadores en la región. Es decir, aunque se tienen profesionales técnicamente competentes y contribuyen significativamente a la ejecución de tareas, sus déficits de comunicación e inteligencia emocional frecuentemente generan dinámicas de equipo pobres, liderazgo inefectivo y reducción de innovación organizacional [10].

La diferenciación profesional en ciencias de la información y ciencia de datos en los próximos años no dependerá únicamente de maestría técnica, sino de la integración consciente de la capacidad ética y gobernanza responsable de la IA; la comunicación efectiva usando técnicas de storytelling; y liderazgo y gestión de impacto organizacional.

I. GOBERNANZA ÉTICA

A nivel global, el ecosistema de gobernanza de IA se ha estructurado alrededor de tres marcos internacionales principales: (1) EU AI Act focalizada en clasificación de riesgo; (2) UNESCO Recommendations on AI Ethics, que enfatiza inclusividad, justicia y prevención de daño; y (3) NIST AI Risk Management Framework e ISO/IEC 42001 centrado en la medición y mitigación de riesgo algorítmico.

En Latinoamérica, este panorama regulatorio se ha acelerado significativamente entre 2024-2025, con desarrollo simultáneo de marcos nacionales y estrategias regionales en Perú, Brasil, Colombia, Chile, Argentina y México. Por su parte, Costa Rica lanzó su Estrategia Nacional de IA 2024-2027 (ENIA), de manera que se convirtió en el primer país centroamericano con estrategia nacional dedicada, liderada por el Ministerio de Ciencia, Innovación, Tecnología y Telecomunicaciones (MICITT). Costa Rica no cuenta aún con ley específica de IA; sin embargo, la ley No. 23097 “Protección de Datos Personales” está en revisión para alinear con el estándar EU GDPR. Además, se está participando activamente en los comités de IA de la OCDE para desarrollar una legislación más específica [11]. Este cambio de paradigma lleva a los profesionales en datos a enfrentar algunas áreas de riesgo críticas. Se mencionaron solo tres: Sesgo algorítmico, privacidad y explicabilidad. Pero ciertamente hay muchos otros que contemplar.

A. Sesgo algorítmico y equidad

Los modelos de machine learning son, en esencia, reflejos del mundo que les proporcionamos a través de los datos de entrenamiento. Si estos datos históricos contienen o reflejan sesgos sistémicos preexistentes (relacionados con variables sensibles como el género, la raza, la etnia, la orientación socioeconómica o la capacidad), el modelo no solo hereda esos sesgos, sino que a menudo los amplifica y automatiza [12].

La problemática del sesgo se acentúa en América Latina debido a sus marcadas desigualdades socioeconómicas y la prevalencia de la informalidad. Tres ejemplos de esta problemática son:

Acceso al crédito y la exclusión financiera. Muchos bancos usan puntajes de crédito para clasificar la capacidad de crédito a partir de historiales provenientes del sector formal. En muchos países de la región, el sector informal supera el 50 % de la fuerza laboral. Este tipo de sesgos establece una “correlación” espuria entre la informalidad. Esto puede poner a familias con capacidad de pago, pero excluidas de un crédito formal. Esto implica un riesgo de que estas familias tomen créditos fuera del sistema financiero o financiados por actividades ilícitas.

Contratación y recursos humanos: Los sistemas automatizados de screening pueden desechar currículos provenientes de instituciones educativas en áreas de bajo ingreso o aplicar filtros de lenguaje que excluyen dialectos regionales, perpetuando barreras de acceso al empleo.

Justicia predictiva: El uso incipiente de la IA en la predicción de riesgo de reincidencia penal puede basarse en datos históricos policiales que están sesgados contra ciertas comunidades o barrios, lo que lleva a sentencias o libertades condicionales más severas para individuos pertenecientes a esos grupos.

Para mitigar sesgos de manera activa se necesitan tres estrategias: (1) Auditorías multidimensionales que usen métricas de equidad específicas (como paridad demográfica e igualdad de oportunidades) antes y después de que el modelo entre en funcionamiento; (2) La eliminación de sesgos en tres etapas: pre-procesamiento (ajuste de pesos o muestreo), in-procesamiento (eliminación del sesgo con modelos adversarios donde modelos contrarios penalizan la predicción de atributos sensibles), y post-procesamiento (ajuste de umbrales por subgrupo); y (3) Equipos multidisciplinarios, entendiendo que la equidad varía según el contexto y necesita la colaboración de sociólogos, expertos legales y comunidades afectadas, lo cual es especialmente importante en Latinoamérica, donde la diversidad laboral y cultural es diferente a los contextos donde se crearon los supuestos iniciales. En estudios científicos sobre COVID-19 se demostró que los modelos adversos pueden mantener la precisión ajustando por equidad de género, raza, salarios, etc. [13]. Actualmente, existen herramientas que se encargan de estos procedimientos más directamente, como el IBM AI Fairness 360 [14].

B. Privacidad, protección de datos y el desafío de la ia generativa

La gestión masiva de datos personales es el cimiento de la IA, pero representa un riesgo significativo. El profesional de datos debe navegar un panorama regulatorio complejo y en constante evolución. Regulaciones pioneras como el GDPR (Europa) y la CCPA (California) han sentado las bases para los derechos del ciudadano sobre sus datos. En América Latina, países como Chile, Argentina, Colombia y Brasil (con la LGPD) han promulgado o están modernizando sus leyes de protección de datos, imponiendo obligaciones estrictas sobre el consentimiento, el propósito del uso y la seguridad.

Aun así, la llegada de los modelos de lenguaje grandes (LLM) y la IA generativa ha intensificado los riesgos de privacidad. En particular, se pueden dar los ataques de inferencia de membresía, donde modelos entrenados en vastos conjuntos de datos públicos y privados son vulnerables a que terceros puedan determinar si un dato específico (por ende, la información privada de un individuo) fue parte del conjunto de entrenamiento [15]. Otra vulnerabilidad persistente es el llamado “inversión del modelo”, donde se le da suficiente memoria a la IA generativa para “recordar” literalmente partes de sus datos de entrenamiento, permitiendo que prompts o instrucciones particulares reconstruyan información personal sensible [16].

Aunque no es sencillo, se pueden aplicar estrategias para coadyuvar en este tipo de salidas de información. En general, la estrategia debe enfocarse en: (1) la inyección controlada de ruido a los datos originales; (2) la capacidad de compartir solo los parámetros de modelo en lugar del modelo completo; (3) recolección solo de los datos estrictamente necesarios para su anonimización y (4) acuerdos claros y transparentes con terceros sobre el uso y eliminación de los datos personales [17].

C. Explicabilidad y transparencia

El problema de la caja negra se refiere a la incapacidad de los modelos complejos, como las redes neuronales profundas o los modelos de ensambles, para ofrecer una justificación clara y entendible de sus predicciones. En dominios de alto riesgo, la falta de explicabilidad no es solo una molestia técnica, sino un impedimento ético y legal [18]. Esto podría anular procesos en justicia, crear malos diagnósticos en medicina o crear injusticias injustificadas en el sector bancario. Sin explicabilidad, la confianza pública y regulatoria se socava, perpetuando decisiones injustas y no auditables.

Diversas técnicas estadísticas de interpretabilidad permiten abrir la caja negra algorítmica. Los SHapley Additive exPlanations (SHAP) values asignan importancia a cada variable basándose en teoría de juegos cooperativos, proporcionando explicaciones locales y globales, con garantías matemáticas de consistencia y precisión local. Los modelos agnósticos locales generan versiones simples, como por ejemplo, una regresión lineal alrededor de un caso específico para aproximar el comportamiento del modelo complejo en esa vecindad, permitiendo explicar por qué se tomó una decisión particular independientemente del algoritmo subyacente. Adicionalmente, los análisis de importancia de variables (para modelos basados en árboles) y los gráficos de dependencia parcial permiten visualizar la influencia marginal de variables en predicciones. Estas técnicas agnósticas del modelo son de suma importancia para cumplir con requisitos regulatorios de explicabilidad en aplicaciones de alto riesgo [19].

II. COMUNICACIÓN ESTRATÉGICA

Una reciente investigación basada en análisis de 786 descripciones de puestos en ciencia de datos revela que comunicación está presente en 100 % de las posiciones, constituyendo la habilidad más demandada, seguida por resolución de problemas (92 %) y trabajo en equipo (91 %). Las habilidades de poder o blandas comprenden la mayor parte de los resultados, lo cual confirma que estas habilidades mejoran significativamente el desempeño y efectividad en el lugar de trabajo. Específicamente, se tiene que las habilidades de comunicación efectiva permiten a profesionales articular hallazgos claramente a todas las partes interesadas del negocio (stakeholders), ya sean técnicos como no técnicos. El estudio demuestra que, sin importar el nivel o el rol, las habilidades de poder son muy necesarias para cada profesional. En particular, se debe dar énfasis a la comunicación escrita y oral. La razón es simple pero profunda: los modelos carecen de valor; los modelos sofisticados carecen de valor si los stakeholders no entienden, no confían o no actúan en base a los hallazgos.

Como un ejemplo de esta habilidad, supongamos que un científico de datos reporta lo siguiente en una presentación: “El modelo alcanzó F1-score de 0,87 en validación cruzada, con AUC-ROC de 0,91”. Aunque la información es técnicamente correcta, es estratégicamente inútil para los stakeholders de una empresa. En este caso, las métricas técnicas por sí solas no comunican valor de negocio a los

grupos de interés. La misma información se puede traducir a algo más útil como: “Para evitar más pérdidas debido al riesgo de abandono de clientes, nuestro modelo identifica correctamente al 87 % de esta población con 13 % de falsos positivos. Una vez implementado el modelo, este permitiría retener \$2,1M en ingresos anuales con costo de \$600K, obteniendo un ROI (retorno de inversión) de 250 %”.

Nótese que en el ejemplo anterior se aplicaron técnicas de storytelling efectivo con datos. Esta sigue estructura narrativa clásica [20]:

- Gancho: Situación que importa a la audiencia.
- Conflicto: Problema específico cuantificado que genera preguntas.
- Análisis: evidencia técnica comunicada a través del descubrimiento de puntos clave.
- Resolución: Plan accionable que elimina el conflicto.
- Impacto: Consecuencias monetarias de aplicar la resolución.

En la práctica, lo que se requiere es ser capaz de generar una o dos visualizaciones simples, explicar analogías intuitivas, presentar números redondos y contar, a través de secuencias lógicas, procesos complejos. El trabajo del profesional es ser capaz de conectar métricas técnicas con los resultados esperados por los stakeholders.

Otro aspecto críticamente subestimado es comunicar transparentemente lo que el modelo no puede hacer, y por qué. En contexto de IA responsable, esta comunicación no es opcional, es gestión de riesgo profesional [21]. Un caso típico es cuando se ajusta un modelo y una población en riesgo es subrepresentada (como en el caso de los trabajadores informales). La institución debería no usar el modelo para ese segmento en particular y hacer revisiones manuales. En caso de querer usarlo, se debería estar consciente de aceptar una gran cantidad de errores por el modelo. Esta transparencia sobre limitaciones, sesgos conocidos y condiciones extremas del modelo no necesariamente es algo malo. Es profesionalismo y manejo responsable del riesgo y ética profesional.

Como se mencionó anteriormente, los marcos regulatorios sobre la ética con IA están siendo un requerimiento en las empresas. La comunicación sobre los alcances, la incertidumbre de los modelos usados es una forma ética de transparencia. Esto permite a los stakeholders, evaluar el nivel de confianza en los modelos, identificar situaciones donde las decisiones son inciertas o fuera

de parámetros de entrenamiento, y preservar el juicio humano para casos más extremos mientras se permite el uso de la IA para decisiones rutinarias [22]. No hacer esto podría provocar pérdida de confianza y dinero a las organizaciones, como ya ha ocurrido en el pasado [23].

III. LIDERAZGO, MARCA PERSONAL, Y CULTURA ORGANIZACIONAL

Los profesionales en el campo de la tecnología y la información enfrentan hoy un entorno altamente competitivo, dinámico y globalizado. Este exige no solo dominio técnico, sino competencias interpersonales sofisticadas. En la literatura, se demuestra que las habilidades de poder (blandas) comprenden 11 de las 21 habilidades más demandadas en posiciones de datos y tecnología [24]. De este estudio, se resaltan la comunicación, resolución de problemas, trabajo en equipo, colaboración, entre otras. En otro estudio con trabajadores portugueses, se demostró que el desarrollo de habilidades de poder presenta correlación positiva significativa con progresión de carrera [25]. Este hallazgo establece que, mientras las habilidades técnicas pueden asegurar esa contratación inicial, las habilidades de poder (particularmente comunicación, liderazgo y marca profesional) son las que determinan trayectoria de carrera, velocidad de ascenso y acceso a posiciones estratégicas. La imagen y marca profesional se convierten así en activos intangibles críticos para el crecimiento profesional, la empleabilidad sostenida y el acceso a posiciones de mayor responsabilidad e influencia. Esta marca profesional se construye sobre cuatro fundamentos interdependientes que, gestionados coherentemente, fortalecen la percepción de autoridad y liderazgo en entornos profesionales altamente técnicos.

A. Imagen personal estratégica

La imagen personal trasciende apariencia estética superficial. En contexto profesional, se refiere a la capacidad de alinear presentación personal con rol organizacional, entorno y objetivos de carrera. En tecnología, imagen personal adecuada comunica orden mental, profesionalismo, atención al detalle y respeto por el entorno laboral. Estos elementos influyen directamente en la percepción de confiabilidad y preparación para asumir mayores responsabilidades. Un metaanálisis [26] confirma que individuos forman impresiones iniciales sobre confianza, competencia y profesionalismo en menos de un segundo a exposición a fotografías de personas desconocidas. Estos

juicios están basados en señales como postura corporal, contacto visual, vestimenta y peinado. En contextos profesionales, estas impresiones rápidas influyen significativamente en decisiones de contratación, asignación de proyectos y evaluaciones de credibilidad.

B. Comunicación verbal y no verbal

La comunicación es el vehículo principal de habilidades de poder en el sector tecnológico. La capacidad de explicar conceptos técnicos complejos, argumentar decisiones de diseño y persuadir a grupos de interés sobre el negocio es tan relevante como la capacidad de ejecutar implementaciones técnicas. Una comunicación verbal clara, estructurada y orientada a resultados permite que el conocimiento técnico sea comprendido y valorado por audiencias no técnicas. Esta condición ayuda a que profesionales técnicos asciendan a roles de liderazgo donde deben traducir estrategia tecnológica en valor de negocio.

En paralelo, la comunicación no verbal, como postura corporal, contacto visual, tono de voz, gestos y proxémica, refuerza credibilidad y seguridad personal. También puede socavar la imagen cuando es inconsistente con el mensaje verbal. Estudios en psicología organizacional indican que gestos no verbales de dominancia (postura erguida, contacto visual directo, voz firme) están positivamente asociados con confianza, mientras que indicadores de tensión o nerviosismo (voz temblorosa, evitación de mirada, postura encogida) están negativamente asociados con la confianza percibida [27].

Específicamente, señales no verbales asociadas con mayor confianza incluyen: (1) cantidad elevada de contacto visual, (2) orientación corporal directa hacia interlocutor, (3) inclinación hacia adelante, (4) habla fluida sin pausas prolongadas, (5) latencias de respuesta cortas y (6) turnos de conversación prolongados que demuestran dominio del tema.

C. Comportamiento profesional y habilidades de poder

El comportamiento profesional incorpora reglas, posturas y comportamientos que reflejan madurez emocional, liderazgo ético y profesionalismo constante. Incorpora capacidades de autoridad tales como inteligencia emocional, asertividad, capacidad de tomar decisiones bajo presión, negociación eficaz y gestión constructiva de disputas. En entornos tecnológicos de gran tensión donde ocurren lanzamientos de productos, incidentes de producción, negociaciones con clientes, entre

otras, estas competencias posibilitan conservar autoridad sin necesidad de subordinación jerárquica, establecer vínculos de confianza duraderos y liderar desde influencia en vez de desde autoridad posicionada.

La inteligencia emocional está positivamente correlacionada con los aspectos valorados, como cultura organizacional, desempeño y satisfacción. Está inversamente relacionado con el estrés. Es decir, que líderes emocionalmente inteligentes presentan significativamente una mayor participación y satisfacción de parte de sus equipos y experimentan menos estrés [28].

D. Marca profesional y reputación digital

La marca profesional que se deja en el ambiente de trabajo y digital es la coherencia entre lo que hace, lo que comunica y cómo es percibido por otros. En tecnología, esta marca se construye tanto en espacios presenciales (conferencias, reuniones ejecutivas, mentoría de juniors) como digitales: LinkedIn, GitHub, blogs técnicos, participación en comunidades de código abierto y ponencias en eventos de industria. Además, en economías digitales donde interacciones profesionales ocurren frecuentemente en entornos virtuales, imagen personal estratégica incluye también presencia en videollamadas (fondo profesional, iluminación adecuada y cámara activada), firmas de correo electrónico consistentes, y fotografías profesionales actualizadas en perfiles digitales. Incluso, se sabe que el 93 % de empleadores revisan perfiles de redes sociales para evaluar la empleabilidad de candidatos. Estas revisiones son complementadas con el CV para tomar la decisión final de contratación [29].

CONCLUSIÓN

El éxito laboral en tecnología moderna requiere la convergencia entre experticia técnica, comunicación eficaz y responsabilidad moral. Se necesitan expertos que transmitan de manera clara las restricciones de modelos, los prejuicios reconocidos y los riesgos de discriminación, en vez de esconderlos en lenguaje técnico y complicado. Esto construye una reputación de confiabilidad y liderazgo consciente. Hay que ser enfáticos: la comunicación clara sobre dudas, explicabilidad, sesgos, compromisos y limitaciones operativas en los modelos de IA no debilita la credibilidad técnica, sino que la refuerza. Esto permite a los usuarios tomar decisiones informadas y mantener la confianza en la organización a largo plazo. Se ha visto cómo la comunicación está en la mayoría de las descripciones de trabajos en tecnología. Esto, aunque los centros de formación técnica no las imparten. Estas habilidades son igual de importantes que el conocimiento técnico para avanzar en la carrera profesional. Cuando la experiencia

técnica se une a una comunicación responsable y ética, surgen líderes que pueden dirigir a las organizaciones hacia la innovación, equilibrando el rendimiento técnico con el impacto en las personas y la sociedad.

Finalmente, se debe hacer hincapié en que la imagen y la marca profesional ayudan a aumentar el poder y la influencia en el trabajo. Esto hace que los conocimientos técnicos sean vistos, valorados y reconocidos dentro de la organización. Los profesionales que gestionan estratégicamente estos elementos son percibidos como líderes naturales incluso antes de ocupar cargos formales. Como punto central, se encuentran los líderes con inteligencia emocional alta, que se relacionan con mejores ambientes de trabajo y bajos niveles de estrés. Invertir en la marca profesional no es un acto superficial, sino una estrategia de carrera que permite cerrar la brecha entre competencia técnica y reconocimiento organizacional. Esto facilita el acceso a nuevas oportunidades, influencia en decisiones estratégicas y construcción de reputación que perdura en un entorno profesional altamente competitivo y globalizado.

REFERENCIAS

- [1] World Economic Forum, "Future of Jobs Report 2025," World Economic Forum, ene. 2025. [En línea]. Disponible en: https://reports.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_Report_2025.pdf
- [2] Coursera, "Global Skills Report 2025," 2025. [En línea]. Disponible en: https://assets.ctfassets.net/2pudprfttv6/3ELFKTA8GBPBuRkNrOzmpS/24fc7ec2372d0adb96965340069f705c/Global_Skills_Report_2025.pdf
- [3] "Regional cooperation crucial for AI safety and governance in Latin America," Brookings. [En línea]. Disponible en: <https://www.brookings.edu/articles/regional-cooperation-crucial-for-ai-safety-and-governance-in-latin-america/>
- [4] V. Muñoz, "Operation regulation: Strengthening Latin America's AI governance," European Council on Foreign Relations (ECFR). [En línea]. Disponible en: <https://ecfr.eu/article/operation-regulation-strengthening-latin-americas-ai-governance/>
- [5] CEPAL, "Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2025," dic. 2025. [En línea]. Disponible en: <https://hdl.handle.net/11362/82514>
- [6] OECD, "2023 OECD/IDB Digital Government Index of Latin America and the Caribbean: Results and key findings," OECD Public Governance Policy Papers, no. 64, nov. 2024. doi: 10.1787/10b82c83-en.
- [7] A. Cathles, C. Suaznabar y F. Vargas, "Radiografía de la transformación digital en las firmas de América Latina y el Caribe: resumen," Inter-American Development Bank, jun. 2022. doi: 10.18235/0004328.

- [8] M. J. Mol, B. Belfi y Z. Bakk, "Unravelling the skills of data scientists: A text mining analysis of Dutch university master programs in data science and artificial intelligence," *PLoS One*, vol. 19, no. 2, p. e0299327, feb. 2024. doi: 10.1371/journal.pone.0299327.
- [9] M. Arlenis Isabel y L. Ronald, "Digital Leadership in Latin America: Key Competencies for Managers," *Publis Editorial*, jul. 2025. doi: 10.5281/ZENODO.16753840.
- [10] F. S. Mohammed y F. Ozdamli, "A Systematic Literature Review of Soft Skills in Information Technology Education," *Behavioral Sciences*, vol. 14, no. 10, p. 894, oct. 2024. doi: 10.3390/bs14100894.
- [11] "AI Regulation Costa Rica: Emerging Policy & Compliance." [En línea]. Disponible en: <https://digital.nemko.com/regulations/ai-regulation-costa-rica>
- [12] N. Mehrabi, F. Morstatter, N. Saxena, K. Lerman y A. Galstyan, "A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning," *ACM Computing Surveys*, vol. 54, no. 6, pp. 115:1–115:35, jul. 2021. doi: 10.1145/3457607.
- [13] J. Yang, A. A. S. Soltan, D. W. Eyre, Y. Yang y D. A. Clifton, "An adversarial training framework for mitigating algorithmic biases in clinical machine learning," *npj Digital Medicine*, vol. 6, no. 1, p. 55, mar. 2023. doi: 10.1038/s41746-023-00805-y.
- [14] R. K. E. Bellamy et al., "AI Fairness 360: An extensible toolkit for detecting and mitigating algorithmic bias," *IBM Journal of Research and Development*, vol. 63, no. 4/5, pp. 4:1–4:15, jul. 2019. doi: 10.1147/JRD.2019.2942287.
- [15] R. Shokri, M. Stronati, C. Song y V. Shmatikov, "Membership Inference Attacks Against Machine Learning Models," en *2017 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)*, may. 2017, pp. 3–18. doi: 10.1109/SP.2017.41.
- [16] B. Yang, "Navigating Privacy Risks in Generative AI: Concerns, Challenges, and Potential Solutions," *Journal of Computing and Electronic Information Management*, vol. 20, no. 1, pp. 6–11, ene. 2026. doi: 10.54097/bx1ne091.
- [17] X. Ren, S. Yang, C. Zhao, J. McCann y Z. Xu, "Belt and Braces: When Federated Learning Meets Differential Privacy," *Communications of the ACM*, vol. 67, no. 12, pp. 66–77, nov. 2024. doi: 10.1145/3650028.
- [18] C. Rudin, "Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead," *Nature Machine Intelligence*, vol. 1, no. 5, pp. 206–215, may. 2019. doi: 10.1038/s42256-019-0048-x.
- [19] C. Molnar, *Interpretable Machine Learning: A Guide For Making Black Box Models Explainable*. Munich, Germany: Christoph Molnar, 2025.
- [20] B. Dykes, *Effective Data Storytelling: How to Drive Change with Data, Narrative, and Visuals*. Hoboken, NJ: John Wiley and Sons, Inc., 2020.
- [21] Q. V. Liao y J. W. Vaughan, "AI Transparency in the Age of LLMs: A Human-Centered Research Roadmap," *Harvard Data Science Review*, no. Special Issue 5, may. 2024. doi: 10.1162/99608f92.8036d03b.
- [22] U. Bhatt et al., "Uncertainty as a Form of Transparency: Measuring, Communicating, and Using Uncertainty," en *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society (AIES '21)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, jul. 2021, pp. 401–413. doi: 10.1145/3461702.3462571.
- [23] L. Dittmar, "What Does Transparency Really Mean in the Context of AI Governance?," *OCEG*. [En línea]. Disponible en: <https://www.oceg.org/what-does-transparency-really-mean-in-the-context-of-ai-governance/>
- [24] Q. Booker, C. Rebman Jr., H. Wimmer, S. Levkoff, L. Powell y J. Breese, "Data Analytics Position Description Analysis: Skills Review and Implications for Data Analytics Curricula," *ISEDJ*, vol. 22, no. 3, p. 76, jul. 2024.
- [25] R. Rodrigues y A. Dias, "Influence of soft skills on career development: Exploring performance appraisal as a mediating mechanism," *Problems and Perspectives in Management*, vol. 22, no. 4, pp. 14–24, oct. 2024. doi: 10.21511/ppm.22(4).2024.02.
- [26] C. A. M. Sutherland y A. W. Young, "Understanding trait impressions from faces," *British Journal of Psychology*, vol. 113, no. 4, pp. 1056–1078, nov. 2022. doi: 10.1111/bjop.12583.
- [27] J. K. Burgoon, X. Wang, X. Chen, S. J. Pentland y N. E. Dunbar, "Nonverbal Behaviors 'Speak' Relational Messages of Dominance, Trust, and Composure," *Frontiers in Psychology*, vol. 12, ene. 2021. doi: 10.3389/fpsyg.2021.624177.
- [28] Ç. Doğru, "A Meta-Analysis of the Relationships Between Emotional Intelligence and Employee Outcomes," *Frontiers in Psychology*, vol. 13, abr. 2022. doi: 10.3389/fpsyg.2022.611348.
- [29] N. Türker y E. Üngüren, "Digital footprints and recruitment: an experimental study on the impact of social media content on hiring decisions," *Frontiers in Psychology*, vol. 16, oct. 2025. doi: 10.3389/fpsyg.2025.1693850.