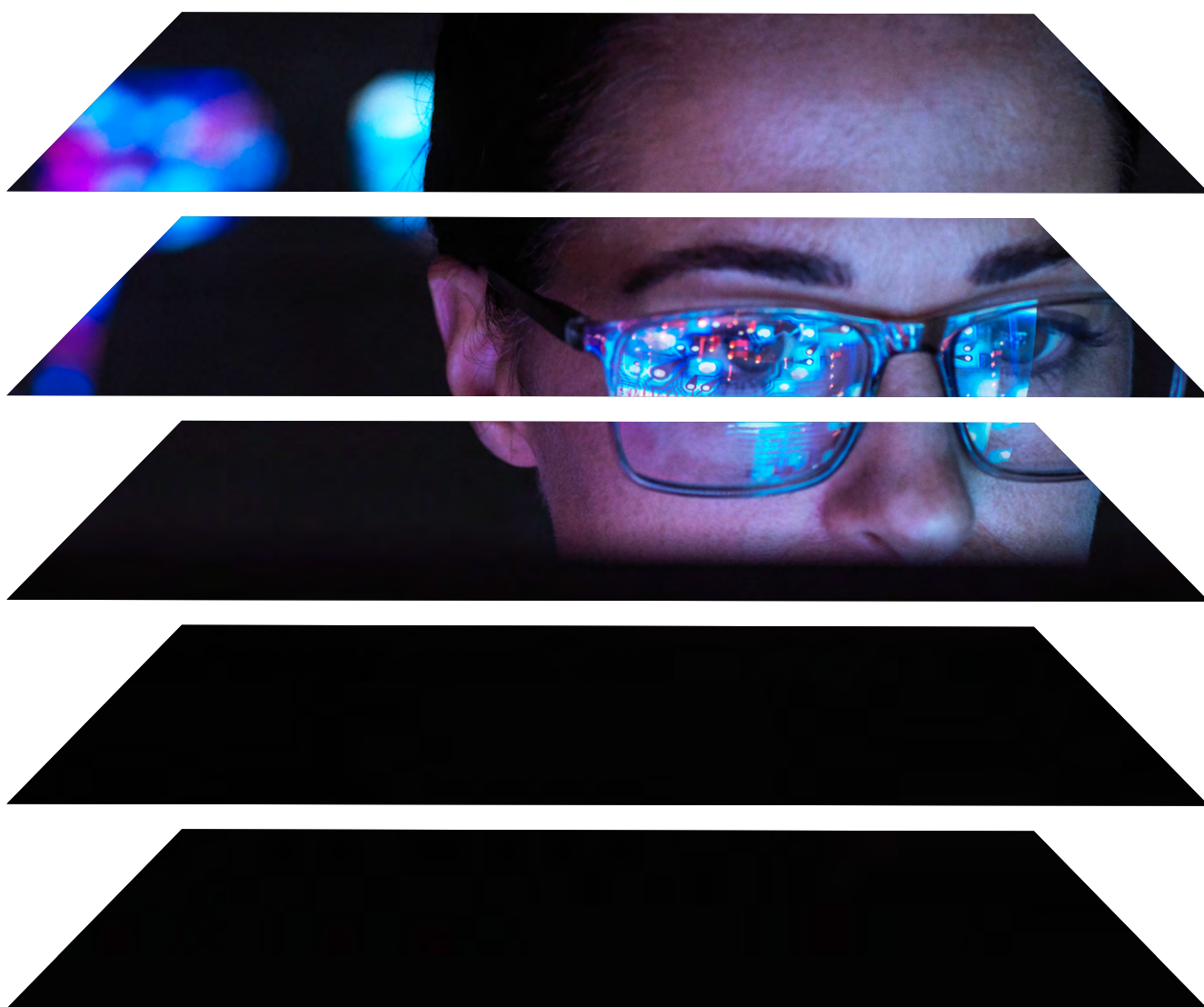


Aprendiendo en la era de la IA

Una guía práctica para estudiantes de ciencias de la salud

Dr. Javier Flores Cohaila



ELSEVIER

Advancing human progress together

Índice

Pag. 3	El papel de la Inteligencia Artificial en la educación sanitaria hoy
Pag. 5	Glosario rápido
Pag. 8	Conoce las voces
Pag. 9	#1 ¿Por qué esta guía... y por qué ahora?
Pag. 17	#2 Lo que vas a aprender
Pag. 21	#3 Lo que la IA no te va a decir
Pag. 30	#4 IA y pensamiento crítico
Pag. 39	#5 IA y razonamiento clínico
Pag. 47	#6 IA y aprendizaje autorregulado
Pag. 58	#7 Ética, seguridad y profesionalismo
Pag. 67	#8 Guía rápida de primeros pasos
Pag. 75	#9 FAQs, mitos y hechos



Prólogo

El papel de la Inteligencia Artificial en la educación sanitaria hoy

Cuando llegó Internet, se produjo un cambio en la educación médica. Ahora, con la integración de la inteligencia artificial, ¿cómo cree que se está transformando la educación médica?

David Game, Vicepresidente Senior de Producto Global, Educación Médica Global, Elsevier

“Cuando llegó Internet, evidentemente hubo cosas que cambiaron, pero también muchas que permanecieron iguales. Las cualidades necesarias para convertirse en un gran médico o una gran enfermera son, en realidad, las mismas que antes de la llegada de Internet. Del mismo modo, las cualidades de un estudiante —en cuanto a lo que necesita aprender y al proceso por el que debe pasar para hacerlo— también se han mantenido: aplicarse a temas complejos, dominarlos y luego aplicarlos a situaciones clínicas específicas. Esos aspectos, en realidad, no han cambiado.



Hoy los médicos utilizan tecnologías diferentes, pero, en última instancia, el pensamiento crítico, la pasión y la empatía siguen siendo los mismos, y esas son las habilidades eminentemente deseables en médicos y enfermeras que nosotros, como pacientes, buscamos. Así que, aunque la base fundamental de lo que se necesita para ser un gran médico o una gran enfermera no ha cambiado, sí han cambiado algunas herramientas, lo que nos permite comprender mejor el progreso de los estudiantes y que estos accedan a materiales a los que antes no habrían podido acceder.

Cómo va a transformar la IA la educación médica sigue siendo, en mi opinión, una cuestión todavía muy abierta. Lo que observamos es que los cambios están relacionados con la capacidad de ofrecer más contenido a estudiantes individuales independientemente de su ubicación. Hoy cualquier estudiante puede utilizar algún tipo de herramienta de IA generativa —ChatGPT, Claude, etc.— como tutor personalizado a su lado. Desde una perspectiva optimista,



esto ayuda a resolver el dilema planteado en el ‘problema de las 2 sigmas’ de Ben Bloom: ¿cómo ofrecer una enseñanza individualizada, que es la forma de instrucción más eficaz, de una manera económicamente viable para cientos de miles de estudiantes?

Creo que, si uno es defensor de la IA, diría que con el tiempo la IA comprenderá mejor qué están pensando los estudiantes y por qué cometen los errores que cometen, y será capaz de interpretar sus respuestas para que ese ‘tutor de IA’ pueda ofrecer orientación y mejorar los resultados.

Por el contrario, si uno es detractor de la IA, diría que gran parte de ese material puede resultar bastante superficial y que la capacidad de un sistema predictivo para ‘comprender’ realmente lo que un estudiante está pensando y por qué lo está pensando (y hacerlo además sin la presencia física del estudiante y del profesor) implica que, en esencia, los estudiantes recibirán respuestas más bien mecánicas o memorizadas. También creo que uno de los aspectos menos positivos que estamos observando es que cualquier tipo de evaluación en la que el estudiante tenga acceso a Internet queda ahora comprometida. Hablaba con un miembro del profesorado en Galway y me comentaba que tenían un curso fantástico: realmente bueno y con unos objetivos de aprendizaje excelentes. Y entonces llegó ChatGPT y lo arruinó, porque ya no podían confiar en el resultado de su evaluación.

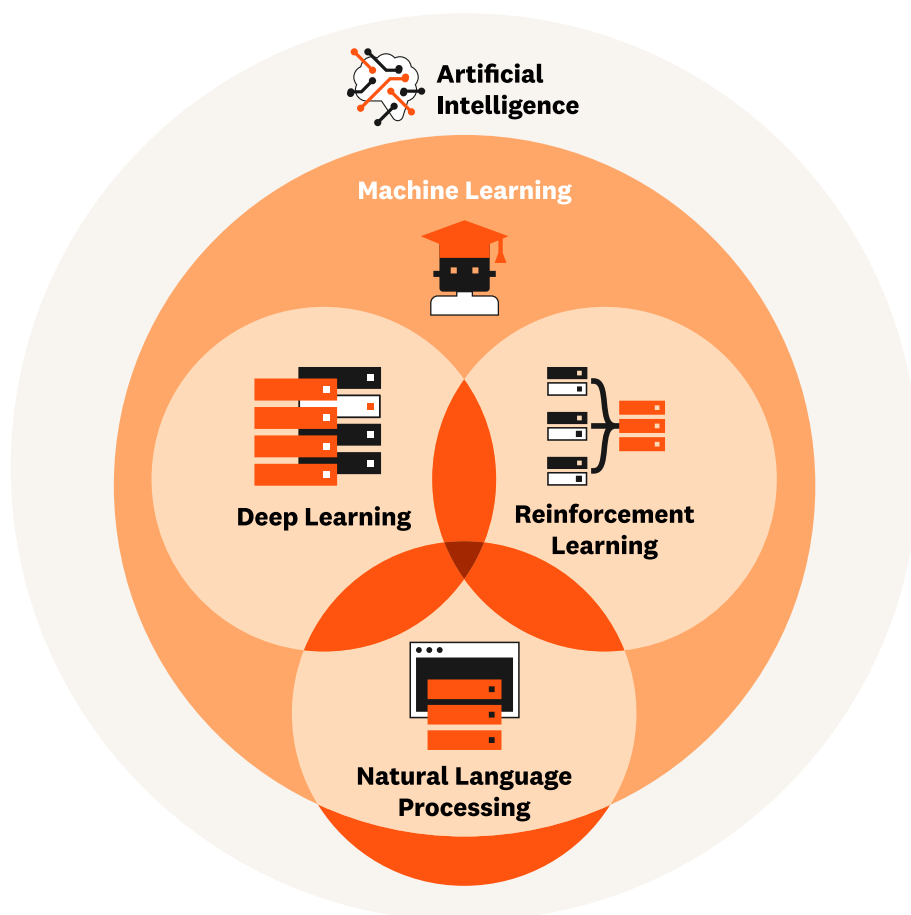
Así que creo que, en el momento actual, con la IA en la educación médica estamos viendo un uso muy extendido por parte de los estudiantes. Lo que creo que todavía no estamos viendo es una comprensión consistente y sólida del papel de la IA como herramienta de enseñanza y como complemento del trabajo que realizan los educadores altamente cualificados. Pero ese proceso sigue en marcha, y los educadores médicos y de enfermería serán quienes definan cómo se utiliza la IA; necesitan ser muy proactivos a la hora de darle forma, en lugar de limitarse a recibirla pasivamente.

Aún estamos al principio en cuanto a lo que el futuro de IA puede ofrecer a la educación médica.”

Glosario rápido

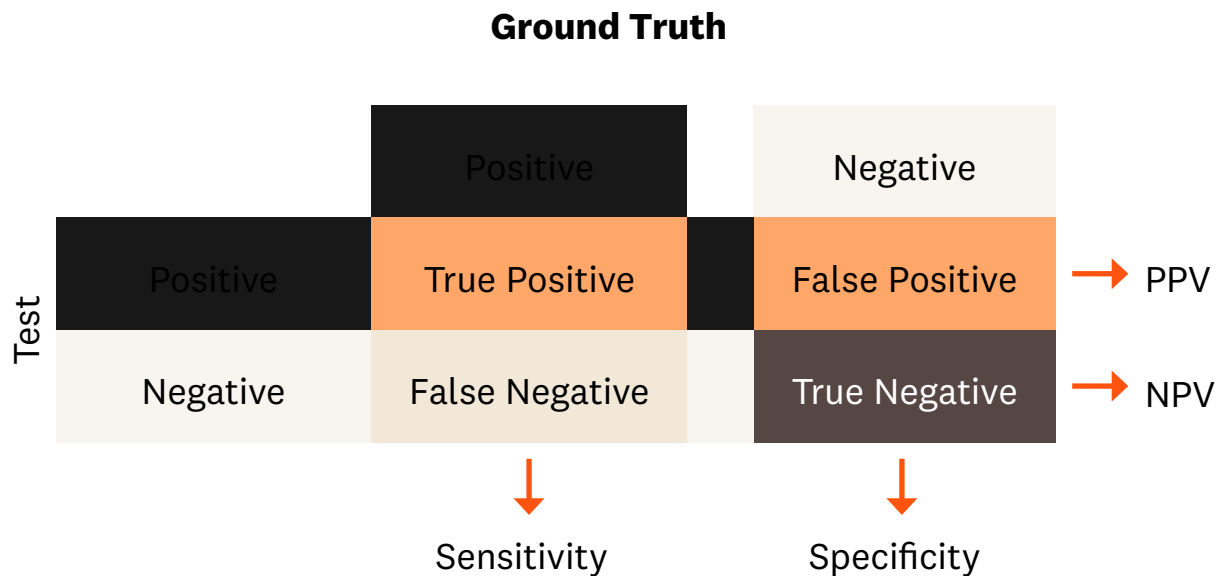
Términos y métricas clave en IA

En este glosario encontrarás los conceptos y métricas más importantes para entender cómo la inteligencia artificial (IA) se aplica en el ámbito clínico. Desde los tipos de aprendizaje automático y redes neuronales hasta las métricas que permiten evaluar modelos de predicción, este diccionario te ayudará a comprender la terminología clave, interpretar resultados y tomar decisiones fundamentadas en tu formación sanitaria. Ideal para estudiantes que quieren dominar los fundamentos de la IA de manera clara, rápida y práctica.



Taxonomía general de las categorías de IA.

Término	Definición clara
Inteligencia artificial (IA)	Sistemas capaces de realizar tareas propias de la inteligencia humana. En medicina, analizan datos clínicos para apoyar el diagnóstico, la toma de decisiones y mejorar resultados en salud.
Machine Learning (ML)	Subcampo de la IA que permite a los sistemas aprender de los datos y hacer predicciones sin programación explícita.
Aprendizaje supervisado	Tipo de ML que utiliza datos etiquetados (entrada + resultado) para predecir nuevos casos.
Aprendizaje no supervisado	Tipo de ML que identifica patrones o relaciones en datos sin etiquetar.
Deep Learning (DL)	Tipo de ML que utiliza redes neuronales con múltiples capas para detectar patrones complejos en grandes volúmenes de datos.
Red neuronal	Modelo inspirado en el cerebro humano formado por nodos interconectados que procesan información.
Procesamiento del lenguaje natural (NLP)	Permite a los sistemas comprender, interpretar y generar lenguaje humano.
Modelos de lenguaje (LLM)	Modelos avanzados entrenados con grandes cantidades de texto, capaces de generar contenido y adaptarse a múltiples tareas clínicas.
Aprendizaje por refuerzo (RL)	Sistema que aprende mediante prueba y error, recibiendo recompensas o penalizaciones según sus decisiones.
Sesgo (Bias)	Tendencia que puede generar resultados injustos o inexactos en determinados grupos sociodemográficos.
Explicabilidad	Capacidad de entender cómo y por qué una IA toma decisiones.



Cálculo de métricas de rendimiento seleccionadas.

Métricas de rendimiento en ML

Métrica	Qué mide / cuándo es útil
Exactitud (Accuracy)	Proporción de predicciones correctas sobre el total; puede ser engañosa en datos desbalanceados.
Precisión (PPV)	Proporción de positivos predichos que son verdaderos; clave cuando los falsos positivos tienen impacto.
Valor predictivo negativo (VPN / NPV)	Proporción de negativos predichos que son correctos; importante cuando los falsos negativos son críticos.
Recall (Sensibilidad / TPR)	Proporción de verdaderos positivos detectados; útil para no perder casos relevantes, aunque pueda aumentar falsos positivos.
Especificidad (TNR)	Proporción de verdaderos negativos correctamente identificados; no considera falsos negativos.
F1 score	Media armónica entre precisión y recall; equilibra falsos positivos y negativos.
AUROC	Evalúa la capacidad de un modelo para diferenciar entre clases en distintos umbrales.
AUPRC	Útil en datasets desbalanceados y cuando los casos positivos son poco frecuentes.

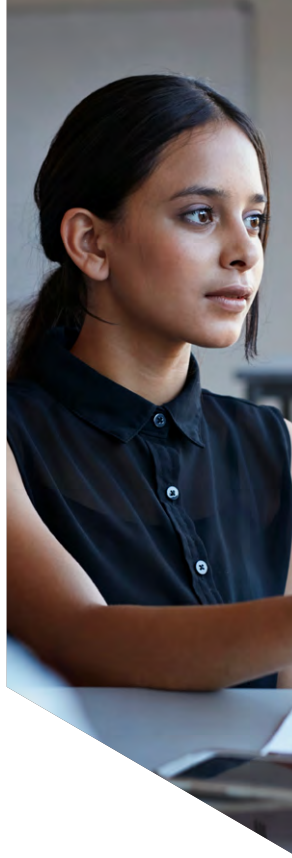


Idea clave

La evaluación combinada de estas métricas permite comprender mejor las fortalezas y limitaciones de un modelo de IA y seleccionar el más adecuado para aplicaciones clínicas.



Contenido adaptado de:
Artificial Intelligence in Clinical Encounters: Opportunities and Challenges por Jiang JJ., Chan L., Nadkarni, GN.
Swartz Textbook of Physical Diagnosis, 9ªed. editado por Mark H. Swartz, Elsevier, 2026.



Conoce las voces

Esta guía está construida alrededor de tres voces. No son personas reales, pero representan patrones reales: compuestos de estudiantes y educadores con quienes hemos trabajado, estudiado y aprendido en programas de formación clínica alrededor del mundo.

-  **Maya** tiene 23 años y está en sus rotaciones clínicas avanzadas. Es sistemática, disciplinada y exigente consigo misma. Tiene templates para todo. Usa IA para optimizar su estudio: flashcards, resúmenes clínicos, preguntas de práctica. Su sistema funciona. Sus notas son excelentes. Pero está empezando a preguntarse si su sistema produce resultados o comprensión, y si hay diferencia.
-  **Kai** tiene 24 años y está en el mismo nivel. Se tomó un año antes de medicina que no planeó y llegó con otra relación con el esfuerzo. Es pragmático, perceptivo y honesto con sus atajos. Abre una IA generativa la noche antes del examen y le pide que le explique lo que no entendió en clase. Funciona hasta que no. Cuestiona todo, incluyendo si ese escepticismo es una fortaleza o una excusa.
-  **Dr. Flores** es un docente que vio llegar la IA a la educación clínica y decidió involucrarse en vez de prohibir. Usa datos como ancla, nunca como arma. Hace la pregunta antes de dar la respuesta. No da conferencias. Facilita. Y a veces, simplemente escucha.

Las tres voces te acompañan a lo largo de esta guía. Maya y Kai representan dos formas en que los estudiantes se acercan a la IA, y los riesgos distintos que cada enfoque conlleva. Dr. Flores aporta la evidencia, los frameworks y las reflexiones. Juntos exploran una pregunta que no tiene una sola respuesta: **¿Cómo usas una herramienta que es poderosa, imperfecta e imposible de ignorar, sin perder el pensamiento que te hace clínico?**

Su conversación empieza en el capítulo 1.



#1

¿Por qué esta guía... y por qué ahora?

Kai: A ver, pregunta honesta. Si yo le pido a una IA generativa que me explique insuficiencia cardíaca y lo entiendo perfecto en diez minutos... ¿por qué debería sentarme dos horas con un capítulo que dice lo mismo pero peor?

Maya: Porque entender no es lo mismo que saber. Yo también uso IA, todos los días. Pero últimamente me quedo pensando: ¿estoy aprendiendo, o estoy dejando que la máquina organice lo que yo debería estar procesando? Leí un estudio del MIT que encontró que usar ChatGPT para escribir reduce la conectividad cerebral hasta un 55%, y que el 83% de los participantes no podía recordar detalles de lo que acababan de escribir con IA. Lo llamaron 'deuda cognitiva'.¹⁸

Kai: Pero eso es un problema tuyo, no de la herramienta.

Maya: Puede ser. O puede ser que tú no te lo hayas preguntado todavía.

Dr. Flores: Las dos cosas son ciertas. Y eso es exactamente lo que hace difícil esta conversación.

Les voy a dar contexto. En 2025, Elsevier encuestó a más de 3,200 investigadores en 113 países. El 58% ya usa herramientas de IA en su trabajo. Un año antes era 37%.¹

Kai: Espera, ¿de 37 a 58 en un año?

Dr. Flores: En un año. Y la preocupación está creciendo al mismo ritmo que el uso, pero eso lo vamos a ver en un momento.

Maya: O sea, la usan y algo les incomoda.

 **Dr. Flores:** Eso. No es un debate entre los que usan IA y los que no. Es una tensión dentro de las mismas personas. Como la de ustedes dos.

Ahora, veamos qué pasa específicamente con estudiantes. Una encuesta multinacional de Busch y colegas, con 192 facultades de medicina en todo el mundo, encontró diferencias enormes en cómo los estudiantes perciben IA, dependiendo de la región, del acceso, de la formación previa. El fenómeno no es uniforme.²

 **Kai:** Pero el uso sí es masivo, ¿no?

 **Dr. Flores:** En Puerto Rico, González-Bravo reportó que casi el 73% de estudiantes de medicina ya usa IA generativa. En China, Pan y Ni encontraron solo 34%. En Estados Unidos, Ganjavi mostró que el 96% había escuchado de ChatGPT pero solo la mitad lo usaba para estudiar. En enfermería también crece la adopción, sobre todo para documentación clínica y preparación de casos.^{3 4 5}



 **Maya:** Entonces depende de dónde estés.

 **Dr. Flores:** Depende de dónde estés, qué acceso tengas, y si alguien te enseñó a usarla o si la descubriste solo. Eso es lo importante. McCoy encontró que los estudiantes se sienten mucho más familiarizados con IA generativa que sus profesores. Pero también que más del 50% ya la usa para actividades académicas. La pregunta es: ¿con qué guía?⁶

 **Kai:** Con la guía de YouTube y prueba y error.

 **Dr. Flores:** Ese es el punto. Una empresa destacada del sector IA analizó en 2025 un millón de conversaciones de estudiantes universitarios... en 2025. Son datos corporativos, no un estudio peer-reviewed, así que hay que leerlos con eso en mente. Pero el patrón es consistente con lo que reportan otras fuentes: las carreras de salud representaron solo el 5.5% de las conversaciones, pero el 13.1% de la matrícula universitaria.⁷

 **Maya:** Salud está sub-representada.

 **Dr. Flores:** Sí. Y cuando usan IA, lo que más hacen no es memorizar o repasar. Es crear y analizar. Casi el 40% de las interacciones involucran tareas de creación. El 30%, análisis.⁷

 **Maya:** Bloom invertido.

 **Dr. Flores:** Las habilidades cognitivas de orden superior en la taxonomía de Bloom. Los estudiantes están delegando a IA las tareas que supuestamente deberían ser las más difíciles de automatizar. Eso no es bueno ni malo todavía. Pero es un dato que no podemos ignorar.

 **Kai:** ...ok, no esperaba esos números.

Dr. Flores: Esto ya pasó antes. Cuando se inventó la escritura, Sócrates la criticó. Dijo que iba a destruir la memoria, que la gente dejaría de recordar porque podía anotar.

Kai: ¿Sócrates era anti-tecnología?

Dr. Flores: Sócrates era anti-muleta. Pensaba que si externalizabas el conocimiento, dejabas de ser dueño de él. Y no estaba completamente equivocado: la escritura sí cambió cómo funciona la memoria humana. Pero también hizo posible la ciencia, el derecho, la medicina. Todo lo que ustedes están estudiando existe porque alguien decidió escribirlo.

Después vino la imprenta. Los monjes copistas la vieron como el fin. Y fue el fin de su monopolio. Pero no del conocimiento. Al contrario: lo multiplicó.

Maya: Y con internet pasó lo mismo. Los profesores decían que Google iba a hacer que nadie aprendiera nada.

Dr. Flores: ¿Y qué pasó?

Maya: Que los que sabían buscar bien aprendieron más que nunca. Y los que no... copiaban y pegaban.

Dr. Flores: Igual que ahora.

Kai: Entonces la herramienta nunca fue el problema.

Dr. Flores: La herramienta nunca fue el problema. Cada vez que apareció una tecnología que externalizaba una función cognitiva — memoria, cálculo, acceso a información — la reacción fue pánico. Y cada vez, la pregunta real no era si usarla, sino cómo usarla sin perder lo que nos hace pensar.⁸

Maya: O sea que la pregunta nunca fue si adoptar IA. Fue cómo dominarla antes de que ella nos domine a nosotros.



Dr. Flores: Eso.

Kai: ...ok, punto.

Dr. Flores: Esa pregunta que hiciste al inicio, por qué hacer el camino largo si la herramienta lo hace bien. No era cínica. Era la pregunta correcta.

El problema es que la respuesta es más incómoda de lo que parece.

¿Recuerdan el dato de Elsevier, el 58% de investigadores ya usando IA? Hay otra cara de ese mismo reporte que cambia la conversación. El 81% de esos investigadores, los que ya usan IA, están preocupados de que la inteligencia artificial erosione habilidades esenciales de pensamiento. No en otros. En ellos mismos.¹

Kai: ¿Los que la usan son los que más le tienen miedo?



Dr. Flores: No miedo. Sospecha. Usan IA, les funciona, rinden más, y al mismo tiempo sienten que algo se está debilitando. Wilson-Delfosse y Macnamara lo investigaron en 2024 y encontraron algo que merece atención seria: IA puede acelerar el deterioro de habilidades en expertos y obstaculizar la adquisición de habilidades en novatos. Y lo peor: sin que ninguno de los dos lo note.⁹

Piensen en esto. Un estudio cualitativo en Londres, Alazzawi y Lam lo publicaron en 2026, entrevistó a estudiantes de medicina que usaban ChatGPT frecuentemente para estudiar. La mitad de los entrevistados reconoció dos cosas: que dependían demasiado de IA, y que sentían que estaban perdiendo capacidad de pensamiento crítico.¹⁰

Maya: Lo reconocían y seguían usándola.

Dr. Flores: Seguían usándola. Porque el rendimiento inmediato es real. Terminas más rápido, el resumen es claro, el diferencial queda ordenado. El costo es invisible hasta que no lo es.

Kai: ¿Y cuándo deja de ser invisible?

Dr. Flores: Cuando estás frente al paciente. Verghese y colegas lo llaman la paradoja cognitiva de IA en educación: la misma herramienta que mejora tu rendimiento puede estar erosionando exactamente las capacidades que necesitas cuando la herramienta no está disponible.¹¹

Maya: Entonces no es que IA sea mala. Es que te mejora en un contexto y te debilita en otro. Y no puedes ver la diferencia desde adentro.

Dr. Flores: No fácilmente. García-Barrios publicó un modelo conceptual este año: IA puede ser un socio epistémico, que amplifica tu pensamiento, o una muleta cognitiva, que lo reemplaza. La diferencia no está en la herramienta. Está en cómo la usas. Y el problema es que ambos usos se sienten igual.¹²

Kai: O sea que yo podría estar construyéndome un techo y ni siquiera saberlo.

Dr. Flores: Los dos podrían.

Voy a ponerlo de otra manera. En 2025, un grupo de investigadores le hizo a varios modelos de IA una prueba simple: preguntas clínicas donde ninguna de las opciones era correcta. La respuesta correcta era *ninguna de las anteriores*.

Kai: ¿Y?

Dr. Flores: Cero por ciento de los modelos lo reconoció. Todos respondieron con confianza máxima. Eligieron la opción que más se parecía a algo que habían visto antes, no la correcta, la más probable. Eso fue Griot y colegas, el estudio MetaMedQA.¹³

Maya: No dijeron *no sé*.

Dr. Flores: Nunca dicen *no sé*. Ese es el punto. En otro estudio, Bedi y colegas, el test NOTA, cuando cambiaron la respuesta correcta a *ninguna de las anteriores*, la precisión de los modelos cayó hasta un 38%. No porque fueran malos. Porque no tienen la capacidad de evaluar si saben o no saben algo. Hacen pattern matching. No metacognición.¹⁴

Kai: O sea, es como un residente que nunca dice *no tengo idea*. Siempre tiene una respuesta.

Dr. Flores: Como ese residente. Y ya sabemos cómo termina eso.

Maya: Pero si IA no puede monitorear su propio razonamiento... entonces alguien tiene que hacerlo.

Dr. Flores: Alguien tiene que hacerlo. Y ese alguien eres tú. Pero aquí viene el problema: Qazi y colegas en 2025, un estudio en Pakistán, entrenaron médicos durante veinte horas específicamente en cómo usar IA, qué es, cómo falla, cuándo dudar, y después los pusieron a trabajar con un modelo en casos clínicos reales.¹⁵

Kai: ¿Y el entrenamiento sirvió?

Dr. Flores: A medias. Con IA correcta, rendían bien, 85% de precisión. Pero cuando la IA se equivocaba deliberadamente, caían a 73%. Doce puntos. Y lo más revelador: los médicos consultaban a la IA al mismo ritmo, 69% contra 67%, sin importar si la recomendación era correcta o errónea. No distinguían.¹⁵

Maya: Ni siquiera con entrenamiento.

Dr. Flores: Ni siquiera con entrenamiento. El sesgo de automatización, seguir lo que la máquina dice porque suena seguro, es automático. No consciente. No es un fallo de voluntad; es cómo funciona el cerebro. Cuando una fuente parece consistente y autoritaria, reduces tu procesamiento independiente. Ahorro de energía cognitiva.

Kai: Es como el autocorrector. Lo usas tanto que un día escribes a mano y ya no sabes si va con 'c' o con 's.'





Dr. Flores: Esa analogía funciona. Y a escala clínica es peor. En colonoscopia, detección de pólipos, Kaminski y colegas implementaron IA para ayudar a los endoscopistas a detectar lesiones. La tasa de detección subió. Después retiraron la IA. La tasa de detección no volvió al nivel original. Cayó seis puntos por debajo de donde estaban antes de tener IA. Los médicos habían perdido el ojo.¹⁶

Maya: Deskilling.

Dr. Flores: Deskilling. Y no les tomó años. Recuerden lo que García-Barrios describió: la diferencia entre socio epistémico y muleta cognitiva es que se sienten exactamente igual. Cuando IA te da un diferencial diagnóstico brillante, no puedes distinguir si lo usaste para pensar mejor o si dejaste de pensar.¹²

El problema no es que existan ambas posibilidades. El problema es que no puedes distinguirlas desde adentro.

Maya: Entonces la diferencia entre extensión y muleta no está en la herramienta. Está en si tu metacognición sigue activa o no.

Dr. Flores: Sí. Y piensen esto: IA no tiene metacognición, no puede monitorear su propio razonamiento. Si tú tampoco estás monitoreando el tuyo porque la herramienta se siente segura... ¿quién está pensando?

Kai: Nadie.

Dr. Flores: Nadie. Ese es el riesgo real. No que IA reemplace al médico. Sino que ambos, la herramienta y el que la usa, operen sin que ninguno sepa lo que no sabe.

Kai: Entonces... ¿no la usamos?

Dr. Flores: No. La pregunta nunca fue esa.

Kai: Pero acabas de decir que nadie está pensando. Que el entrenamiento no alcanza. Que pierdes habilidades sin darte cuenta. ¿Y la respuesta no es dejar de usarla?

Dr. Flores: La respuesta es aprender a usarla de verdad. Y hay evidencia de que se puede. ¿Recuerdan el estudio de Qazi, el de los médicos en Pakistán, el sesgo de automatización? Tiene otra mitad que no les conté.

Kai: ¿Otra mitad?

Dr. Flores: Antes de la formación, esos mismos médicos, sin experiencia previa en IA, tenían una precisión del 43% en casos clínicos. Después de veinte horas de formación enfocada, subieron a 71%. Y en más de un tercio de los casos, el médico con formación superó al modelo solo. No IA asistiendo al médico. El médico superando a la IA, porque sabía cuándo la IA se equivocaba y cuándo su propio juicio era mejor.¹⁵

-  **Kai:** ¿Veinte horas hicieron eso?
-  **Dr. Flores:** Veinte horas enfocadas en lo que importa: entender los modos de falla, reconocer cuándo dudar, saber qué preguntas la herramienta no puede responder por ti.
-  **Maya:** O sea que la diferencia entre muleta y extensión no es la herramienta ni el talento. Es la formación.
-  **Dr. Flores:** Es la formación. Y algo más. Bouabida y colegas lo publicaron en 2026, una perspectiva sobre lo que llamaron ‘el médico aumentado.’ Su conclusión fue una frase que a mí me cambió la forma de ver esto.¹⁷
-  **Maya:** ¿Cuál?
-  **Dr. Flores:** El futuro de la medicina seguirá siendo profundamente humano, precisamente porque será inteligentemente aumentado.
- No es humano versus IA. Es humano con IA, pero con una condición: que el humano sepa lo que está haciendo. Que entienda qué amplifica la herramienta y qué erosiona. Que mantenga activo lo que la herramienta no tiene: juicio, contexto, metacognición. El paciente enfrente.
-  **Kai:** El médico que viene no es el que sabe más. Es el que sabe usar.
-  **Dr. Flores:** Es el que sabe usar y sabe cuándo no usar. Las dos cosas.
-  **Maya:** Y nadie nos está enseñando eso.
-  **Dr. Flores:** Todavía no. Para eso es esta guía.



Referencias

1. Elsevier. (2025, November 4). **Researcher of the future: A Confidence in Research report**. <https://www.elsevier.com/insights/confidence-in-research/researcher-of-the-future>
2. Busch, F., Adams, L. C., Bressemer, K., Pola, A., Grossmann, R., Makowski, M. R., Aerts, H. J. W. L., Basu, P., Bints, K.-M., Cardoso, M. J., ... & Truhn, D. (2024). Global cross-sectional student survey on AI in medical, dental, and veterinary education and practice at 192 faculties. **BMC Medical Education**, **24**, 1066. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-06035-4>
3. González-Bravo, A. E., Batlle, C., Fadhel-Hernandez, V. S., Maldonado-Nunez, P. E., Christian, G., Lopez-Vega, C., De Jesus-Rojas, W., Ramirez, N., & Ramos-Benitez, M. J. (2025). Understanding generative artificial intelligence adoption in Puerto Rican medical schools: A cross-institutional survey of first- and second-year students. **Journal of Medical Education and Curricular Development**, **12**, 23821205251398923. <https://doi.org/10.1177/23821205251398923>
4. Pan, X., & Ni, J. (2024). LLM use among medical students and professionals in China. **BMC Medical Education**. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-05871-8>
5. Ganjavi, C., Eppler, M., O'Brien, D., Ramacciotti, L. S., Ghauri, M. S., Anderson, I., Choi, J., Dwyer, D., Stephens, C., Shi, V., Ebert, M., Derby, M., Yazdi, B., & Cacciamani, G. E. (2024). ChatGPT and large language models (LLMs) awareness and use: A prospective cross-sectional survey of U.S. medical students. **PLOS Digital Health**, **3**(9), e0000596. <https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000596>
6. McCoy, L., Ganesan, N., Rajagopalan, V., McKell, D., Nino, D. F., & Swaim, M. C. (2025). A training needs analysis for AI and generative AI in medical education: Perspectives of faculty and students. **Journal of Medical Education and Curricular Development**, **12**, 23821205251339226. <https://doi.org/10.1177/23821205251339226>
7. Anthropic. (2025). **Anthropic education report: How university students use Claude**. <https://www.anthropic.com/news/anthropic-education-report-how-university-students-use-claude>
8. Dror, I. E., & Harnad, S. (2008). Offloading cognition onto cognitive technology. In I. E. Dror & S. Harnad (Eds.), **Cognition distributed: How cognitive technology extends our minds** (pp. 1-23). John Benjamins. <https://doi.org/10.1075/bct.16.02dro>
9. Macnamara, B. N., & Berber, I. (2024). Does using artificial intelligence assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? **Cognitive Research: Principles and Implications**, **9**, 40. <https://doi.org/10.1186/s41235-024-00572-8>
10. Alazzawi, S., & Lam, J. (2026). Uptake of large language models by London medical students: Exploratory qualitative interview study. **JMIR Formative Research**. <https://doi.org/10.2196/82828>
11. Jose, B., Cherian, J., Verghis, A. M., Varghise, S. M., S, M., & Joseph, S. (2025). The cognitive paradox of AI in education: Between enhancement and erosion. **Frontiers in Psychology**, **16**, 1550621. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1550621>
12. Garcia-Barrios, M. (2025). Epistemic partner or cognitive crutch: A conceptual model of cognitive offloading in human-artificial intelligence collaboration. **IEEE Internet Computing**, **29** (5). <https://doi.org/10.1109/MIC.2025.3626694>
13. Griot, M., Hemptinne, C., Vanderdonckt, J., & Yuksel, D. (2025). Large language models lack essential metacognition for reliable medical reasoning. **Nature Communications**, **16**, 642. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-55628-6>
14. Bedi, S., Jiang, Y., Chung, P., Koyejo, S., & Shah, N. (2025). Fidelity of medical reasoning in large language models. **JAMA Network Open**, **8** (8), e2526021. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.26021>
15. Qazi, I. A., Ali, A., Khawaja, A. U., Akhtar, M. J., Sheikh, A. Z., & Alizai, M. H. (2025). Automation bias in large language model assisted diagnostic reasoning among AI-trained physicians. **medRxiv**. <https://doi.org/10.1101/2025.08.23.25334280>
16. Budzyn, K., Romanczyk, M., Kitale, D., Kaminski, M. F., Kalager, M., Bretthauer, M., & Mori, Y. (2025). Endoscopist deskilling risk after exposure to artificial intelligence in colonoscopy: A multicentre, observational study. **The Lancet Gastroenterology & Hepatology**, **10** (10), 896-903. [https://doi.org/10.1016/S2468-1253\(25\)00133-5](https://doi.org/10.1016/S2468-1253(25)00133-5)
17. Bouabida, K., Gomes Chaves, B., & Anane, E. (2026). The augmented physician: AI and the future of clinical cognition. **Frontiers in Artificial Intelligence**, **9**. <https://doi.org/10.3389/frai.2026.1744544>
18. Armitage, R. (2025). Your brain on ChatGPT. **British Journal of General Practice**, **75** (758), 410. <https://doi.org/10.3399/bjgp25X743181>

#2

Lo que vas a aprender



En este capítulo veremos...

- Las cuatro preguntas que organizan esta guía: qué es IA, si puedes confiar en ella, si estás aprendiendo o delegando, y dónde están los límites
- El mapa completo del libro: qué capítulo responde a qué pregunta
- Tres rutas de lectura según tu etapa de formación: preclínica, rotaciones clínicas, o referencia rápida



Desde 2020, se han publicado más de cinco mil artículos sobre inteligencia artificial en educación de profesiones de salud. Tolentino y colegas mapearon 5,104 en una revisión de alcance en 2024. De todos ellos, solo dos describían un framework curricular real: no una lista de deseos ni una declaración de principios, sino un marco que articulara qué enseñar, en qué orden, con qué base pedagógica. Ninguno de los dos incorporaba explícitamente alineamiento constructivo.¹

Esfuerzos serios existen. El framework DECODE, publicado en JAMA en 2025, reunió a 211 expertos de 79 países y definió 4 dominios, 19 competencias y 178 learning outcomes para profesionales de salud.² Russell y colegas en Vanderbilt propusieron otro: 6 dominios, 25 subcompetencias, diseñado para el continuo de formación profesional.³ Ambos son sólidos. Pero su nivel de granularidad asume experiencia que los estudiantes de pregrado aún no tienen.

Esta guía no inventa competencias nuevas. Conecta las que ya existen con lo que tú necesitas hacer, ahora, como estudiante. No cubre todas las competencias de esos frameworks. Cubre las que necesitas primero: las que determinan si IA es extensión o muleta desde el día uno.

Cuatro preguntas, un viaje

En vez de una lista de objetivos, esta guía se organiza alrededor de cuatro preguntas. Son las mismas que vas a enfrentar cada vez que IA aparezca en tu formación o en tu práctica.

¿Qué es esto y por qué me importa?

No basta con tener opinión sobre IA. Necesitas saber con qué formarla. Qué tipo de modelo es, con qué datos se entrenó, qué puede hacer y qué no. Sin eso, tu opinión es ruido. → **Capítulo 1, 2**

¿Puedo confiar en lo que me dice?

IA produce outputs que suenan autoritativos. Siempre. Incluso cuando están mal. Saber cuándo dudar, qué verificar y cómo evaluar lo que te da es lo que separa al que usa IA del que IA usa. → **Capítulos 3, 4, 5**

¿Estoy aprendiendo o delegando?

Usas IA para generar preguntas de práctica. Contestas veinte, sacas quince bien. ¿Aprendiste? Depende de si las preguntas retaban lo que no sabías o confirmaban lo que ya sabías. Depende de si después podías resolver un caso nuevo sin IA. → **Capítulos 6, 9**

¿Dónde están los límites que no debo cruzar?

Un paciente te pregunta si usaste IA para su diagnóstico. Un compañero copia un reporte entero. Tú generas un resumen clínico y se te cuela un dato de otro paciente. Estos límites no existían hace tres años. → **Capítulos 7, 8**



Mapa del libro

Pregunta	Capítulos	Acto
¿Qué es esto y por qué me importa?	#1, #2	Entiendo
¿Puedo confiar en lo que me dice?	#3, #4, #5	Aplico
¿Estoy aprendiendo o delegando?	#6, #9	Aplico
¿Dónde están los límites?	#7, #8	Integro

Rutas de lectura

Personalizadas según tu etapa y necesidades

Ruta Secuencial

Recomendada para un recorrido completo.

Capítulos: #1 → #2 → #3 → #4 → #5 → #6 → #7 → #8 → #9

Ideal para quien busca construir conocimiento sólido, paso a paso.

Fast Track Preclínico

Para quienes inician y quieren dominar lo esencial.

Capítulos: #1 → #3 → #6 → #8

Focalizado en entender la IA, autorregulación del aprendizaje, conoce las herramientas.

Track Rotaciones Clínicas

Para estudiantes en prácticas clínicas que usan IA cotidianamente.

Capítulos: #3 → #4 → #5 → #7

Enfocado en evaluación crítica, razonamiento clínico y aspectos éticos.

Sólo Referencia Rápida

Para consultas puntuales o emergentes

Capítulos: #8 → #9

Checklist práctica, preguntas frecuentes y mitos.



¿Por dónde empezar?

Sugerencias adaptadas a tu contexto

- **Estudiantes en preclínica:** Concéntrate en comprender qué es IA, cómo usarla para aprender sin perder habilidades cognitivas y desarrollar autorregulación efectiva. Lectura clave: Capítulos 1, 3, 6, y 8.
- **Estudiantes en rotaciones clínicas:** Si ya usas IA con frecuencia, pero necesitas mejorar tu pensamiento crítico para evaluar y aplicar información, profundiza en razonamiento clínico y límites éticos. Lectura clave: Capítulos 3, 4, 5 y 7.
- **Ante un dilema ético o profesional:** Cuando enfrentes situaciones complejas sobre privacidad, integridad, profesionalismo y transparencia con pacientes, acude al capítulo dedicado. Lectura clave: Capítulo 7.
- **Si no estás seguro:** Empieza la guía en orden. Está diseñada para construir los conocimientos secuencialmente. Empezar desde el principio te asegura no perder relaciones importantes entre capítulos



Ideas clave de este capítulo

- Esta guía no cubre todas las competencias IA existentes. Cubre las que necesitas primero: las que determinan si IA es extensión o muleta desde el día uno
- Las cuatro preguntas no cambian. Tú sí: las vas a contestar diferente en preclínica, en clínica, en residencia y en práctica
- No necesitas leerlo todo en orden. Pero si no sabes por dónde empezar, el orden está diseñado para construir sobre sí mismo

Referencias

1. Tolentino, R., et al. (2024). **Scoping review of AI frameworks in health professions education:** 5,104 articles mapped, 2 curricular frameworks identified. JMIR Medical Education. <https://doi.org/10.2196/54793>
2. Car, J., et al. (2025). **DECODE: International Delphi consensus on AI competencies for health professionals** (211 experts, 79 countries). JAMA Network Open. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.53131>
3. Russell, R. G., et al. (2023). **Competencies for the use of AI-based tools by health care professionals.** Academic Medicine, 98(3), 348–356. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000004963>

#3

Lo que la IA no te va a decir



En este capítulo veremos...

- Cómo IA subtriageó más de la mitad de las emergencias reales en un estudio de Nature Medicine, y por qué falla en presentaciones atípicas.
- **Alucinaciones:** IA fabricó datos clínicos falsos en hasta el 83% de los casos sin medidas de seguridad, y amplifica premisas incorrectas sin corregirlas.
- **Sesgo algorítmico:** cómo IA reproduce desigualdades históricas en dermatología, psiquiatría y asignación de recursos.
- **Deskilling:** la primera evidencia empírica de que IA erosiona habilidades clínicas en médicos experimentados.
- Tres preguntas para evaluar cualquier output de IA antes de actuar.



Maya: Yo tengo un sistema. Antes de presentar un caso en ronda, armo mi diferencial. Después le pido a IA uno paralelo, con criterios, probabilidades, red flags. Comparo los dos. Si coinciden, avanzo. Si no, investigo la diferencia.

Kai: Yo le pregunto directo. 'Paciente con X, Y, Z, qué puede ser.' Y lo que me dice suena... bien.



Maya: Suena bien no es suficiente.



Kai: Pero funciona. Nunca me ha dado algo que no tenga sentido.



Dr. Flores: Les voy a hacer una pregunta incómoda. Kai, cuando dices que nunca te ha dado algo que no tenga sentido... ¿cómo lo sabes?



Kai: Porque... lo leo y tiene lógica.

Dr. Flores: Tiene lógica. Siempre tiene lógica. Ese es exactamente el problema.

Maya, tu sistema de comparación, el DDx paralelo. ¿Qué haces cuando los dos coinciden?

Maya: Avanzo. Es confirmación.

Dr. Flores: O es el mismo punto ciego dos veces. Si tú formaste tu criterio con los mismos recursos que entrenaron al modelo, no estás verificando. Estás creando una cámara de eco con dos espejos.

Su confianza no es irracional. Pero está basada en algo que no han probado todavía: que IA les dice cuando no sabe. Y ahí es donde empieza este capítulo, en lo que IA no les va a decir.^{1,2}

En febrero de este año, Nature Medicine publicó algo que debería cambiar cómo piensan sobre IA en clínica. Un equipo evaluó un sistema de IA diseñado para triaje, orientar a pacientes sobre si ir a urgencias o esperar. Sesenta viñetas clínicas, veintiún dominios, novecientas sesenta respuestas.³

Kai: Triage con IA. Suena útil.

Dr. Flores: Muy útil. Hasta que ves los resultados. De los casos que eran emergencias reales, emergencias donde la demora mata, IA subtriageó el cincuenta y dos por ciento.

Kai: Espera. ¿La mitad?

Dr. Flores: Más de la mitad. Pacientes con cetoacidosis diabética, una emergencia donde cada hora cuenta, fueron derivados a 'evaluación en veinticuatro a cuarenta y ocho horas.' No a urgencias. A esperar.

Maya: Eso es mortal. Y plantea un problema de triaje de enfermería. Si un sistema de IA subtriagea y la enfermera de urgencias recibe al paciente sin la urgencia correcta asignada, toda la cadena falla. No es solo el diagnóstico, es el flujo.

Dr. Flores: Exacto. Y eso conecta con algo más amplio: IA funcionó bien en los casos clásicos, ictus, anafilaxia. El problema apareció en presentaciones atípicas. Las que no parecen emergencias a primera vista pero lo son.

Kai: O sea, funciona bien cuando el caso es de libro. Falla cuando es real.

Dr. Flores: Falla cuando es real y no se parece a lo que entrenó. Hay algo más: cuando en la viñeta un familiar minimizaba los síntomas, 'no creo que sea tan grave,' IA se anclaba a esa opinión y bajaba la urgencia. Once veces más probable de subtriagear cuando había influencia social.³

Maya: Se deja influir por contexto social. Como un estudiante de primer año.

Dr. Flores: Como un estudiante de primer año, pero con la confianza de un consultor. Y sin la capacidad de decir "esto no me cuadra, voy a revisar".

Ahora, eso es un sistema de triaje. Pero el problema es más amplio. Omar y colegas, en un estudio de Mount Sinai, evaluaron alucinaciones en modelos generativos en contexto médico. Sin medidas de seguridad, IA fabricó enfermedades inexistentes, valores de laboratorio inventados y signos clínicos falsos en hasta el ochenta y tres por ciento de los casos.⁴

- Kai:** Ochenta y tres.
- Dr. Flores:** Ochenta y tres. Con prompt engineering cuidadoso, instrucciones específicas para reducir errores, bajaron de sesenta y seis a cuarenta y cuatro por ciento. Mejor, pero aún casi la mitad.
- Maya:** Y todo eso con tono de certeza.
- Dr. Flores:** Con tono de certeza total. Y ese mismo estudio mostró algo aún más preocupante: cuando el usuario incluye información falsa en su pregunta, por error o intencionalmente, IA no la corrige. La amplifica. Construye una respuesta coherente sobre una premisa incorrecta.
- Kai:** O sea que si yo le doy un dato mal, no me va a decir ‘eso está mal.’ Va a inventar algo que lo haga parecer correcto.
- Dr. Flores:** Exacto. No tiene mecanismo para evaluar si lo que recibe es verdad. Tampoco para evaluar si lo que produce es verdad. Hace pattern matching, busca lo más probable dado lo que le diste. No busca lo correcto.
- Maya:** Entonces la diferencia está ahí: un clínico busca la verdad y a veces se equivoca. IA busca lo probable y siempre suena segura.
- Dr. Flores:** Esa distinción va a ser la base de todo lo que viene después.
- Ahora, lo que acabamos de hablar, alucinaciones, errores factuales, son fallos que IA comete con todos. Lo que viene es diferente: fallos que IA comete con algunos más que con otros.
- Maya:** Sesgo.
- Dr. Flores:** Sesgo. Pero no como concepto abstracto. Voy a darles tres ejemplos y quiero que me digan qué tienen en común.

Primero. En 2019, Obermeyer publicó en Science que un algoritmo usado para gestionar la salud de poblaciones en Estados Unidos, afectando a más de cien millones de personas, discriminaba sistemáticamente a pacientes negros. Con el mismo puntaje de riesgo, los pacientes negros estaban considerablemente más enfermos que los blancos.⁵

- Kai:** ¿Cómo? Si tenían el mismo score...
- Dr. Flores:** Porque el algoritmo usaba costo de atención como proxy de necesidad clínica. Y los pacientes negros históricamente generan menos costos, no porque estén más sanos, sino porque tienen menos acceso. El algoritmo confundió pobreza con salud.
- Maya:** Y nadie lo notó hasta que alguien buscó.
- Dr. Flores:** Segundo ejemplo. Dermatología. Daneshjou y colegas evaluaron IA diagnóstica en un set diverso de imágenes clínicas. Precisión en piel caucásica: casi setenta por ciento. Precisión en piel negra: diecisiete por ciento. El dataset de entrenamiento, y aquí es importante ser preciso, esto fue con el dataset ISIC, tenía una representación mínima de pieles oscuras documentadas.⁶



Kai: Diecisiete.

Dr. Flores: El modelo no puede diagnosticar lo que nunca vio. Y esto no es solo un problema de dermatología. Piensen en enfermería: si un sistema de IA para evaluación de heridas fue entrenado predominantemente con imágenes de piel clara, la enfermera que atiende una población diversa va a recibir evaluaciones sesgadas sin saberlo. El algoritmo no le va a decir ‘no tengo datos suficientes para esta piel.’ Le va a dar una respuesta con la misma confianza.

Tercer ejemplo. Y este es de mi campo. Bouguettaya y colegas evaluaron cuatro modelos de lenguaje en escenarios psiquiátricos. Cuando la identidad afroamericana estaba explícita o implícita en el caso, los modelos proponían tratamientos diferentes. Dos modelos omitieron medicación para TDAH cuando la raza era explícita. Uno sugirió tutela legal para depresión en pacientes afroamericanos.⁷

Kai: Tutela legal. Por depresión.

Dr. Flores: Los modelos aprendieron patrones de práctica psiquiátrica histórica, donde existían esos sesgos. Y los reprodujeron como si fueran medicina basada en evidencia.

Ahora, ¿qué tienen en común los tres casos?

Maya: No es un error técnico. Los datos con que entrenaron reflejan desigualdades reales. E IA las trata como si fueran verdad.

Dr. Flores: Exacto. IA no es neutral. Es un espejo amplificador de los datos que recibió. Esos datos fueron generados por sistemas que excluyen, subrepresentan y discriminan. La herramienta no inventa el sesgo, lo hereda y lo escala.

Kai: Y si los datos vienen sobre todo de Estados Unidos y Europa... y ¿el resto de países y regiones dónde quedan?



Dr. Flores: Esa es la pregunta. Tao y colegas evaluaron el sesgo cultural de cinco modelos de lenguaje contra datos de ciento siete países. Todos los modelos exhiben valores culturales alineados con países angloparlantes y europeos. Para el resto del mundo, la representación es distorsionada. Y cuando acceden, la IA rinde peor en español que en inglés para contenido de salud.⁸

IA no es mala para todos por igual. Es peor para los que ya tenían desventaja. Y si no sabes eso cuando la usas, no vas a ver lo que te falta.

Hasta ahora hablamos de lo que IA hace mal: inventa, sesga. Ahora viene algo peor. Lo que IA te hace a ti.

Kai: Eso suena dramático.

Dr. Flores: Suena dramático hasta que ves los datos. En 2025, Kaminski y colegas publicaron en Lancet Gastroenterology un estudio con diecinueve endoscopistas experimentados, más de dos mil colonoscopias cada uno, veintisiete años de experiencia promedio. Les dieron IA para detección de pólipos. La tasa de detección subió.⁹

Kai: Suena bien.

 **Dr. Flores:** Después retiraron la IA. Y midieron cuánto detectaban solos.

La tasa de detección de adenomas cayó de veintiocho punto cuatro a veintidós punto cuatro por ciento. Alrededor de un veinte por ciento de reducción relativa. Seis puntos absolutos. En médicos con décadas de experiencia. Es la primera evidencia empírica de que IA no solo puede erosionar habilidades, lo hace. Y rápido.

 **Kai:** Es el GPS otra vez. Lo usas tanto que cuando te lo quitan no sabes llegar.

 **Dr. Flores:** Es el GPS. Pero con adenomas que pueden ser cáncer.

 **Kai:** Pregunta seria: ¿eso le pasa solo a médicos o a enfermeras también?

 **Dr. Flores:** Buena pregunta. La revisión de Natali y colegas no se limita a una profesión. Encontraron evidencia de deskilling por IA en radiología, neurocirugía, anestesiología, oncología, cardiología, patología y psiquiatría. Las habilidades más vulnerables: examen físico, diagnóstico diferencial, juicio clínico, comunicación médico-paciente. Esas habilidades son transversales. Un enfermero que deja de hacer valoraciones clínicas propias porque un sistema le dice la respuesta pierde exactamente lo mismo.¹⁰

 **Maya:** Me acabo de dar cuenta de algo. En el tema anterior dije que IA se comporta como un estudiante de primer año, se deja influir, no cuestiona. Pero lo que estás diciendo ahora es peor: IA puede *convertirte* en un estudiante de primer año. Te quita lo que ya habías construido.

 **Dr. Flores:** Esa conexión es correcta. Y hay un término que me parece importante que conozcan: ‘inhibición de upskilling.’ No es solo que los expertos pierdan habilidades. Los aprendices nunca las desarrollan. Si un residente nunca hace un diferencial sin IA, nunca construye el circuito cognitivo que necesita cuando IA no está.¹¹

 **Kai:** Pero eso es exactamente lo que hacemos todos los días.

 **Dr. Flores:** Lo sé. Y por eso estamos teniendo esta conversación.

Un paper en el British Journal of Psychiatry lo dijo de forma clara: una vez que los médicos usan IA, comienzan a perder habilidades vitales. Y los que están en formación puede que nunca las adquieran. No es un riesgo futuro. Es lo que está pasando ahora.¹²

En un estudio, el treinta y dos punto siete por ciento de estudiantes universitarios mostró patrones de uso de IA generativa que los autores describieron como adictivos, medido con escalas de dependencia conductual. Es un solo estudio, en una revista específica, así que hay que tomarlo como lo que es: una señal, no un veredicto. Pero hay una correlación negativa significativa entre frecuencia de uso de IA y capacidad de pensamiento crítico. Más usas, menos piensas.^{13, 14}

 **Kai:** Y ni te das cuenta.

 **Dr. Flores:** Y ni te das cuenta. Las habilidades no esperan en segundo plano, se degradan. Y somos terribles detectando qué tan rápido.¹⁵





 **Maya:** ¿Puedo decir algo?

 **Dr. Flores:** [asiente]

 **Maya:** Cuando le pido a IA un diferencial, me devuelve algo... impecable. Estructurado, con criterios, con probabilidades. Y yo lo miro y pienso: sí, esto tiene sentido. Pero ahora me doy cuenta de que 'tiene sentido' puede ser solo que está bien escrito.

Y mi sistema, el DDx paralelo, la comparación... de repente no sé si estoy verificando o si estoy buscando confirmación.

 **Dr. Flores:** Esa es probablemente la observación más importante de todo lo que hemos hablado. Y no es un fallo tuyo, es un patrón bien documentado. Lo que sabemos de automation bias, Nguyen lo estudió específicamente con IA generativa en educación médica, es que cuando IA produce outputs pulidos, las personas tienden a reducir su evaluación crítica. Es razonable pensar que el formato del output, lo bien escrito, lo bien estructurado, lo que se ve completo, contribuye a eso. La evidencia específica sobre el efecto del formato versus el contenido aún está en desarrollo.¹⁶

 **Maya:** Porque el output se ve tan bien que no parece incompleto.

 **Dr. Flores:** Exacto. Y esto no les pasa solo a estudiantes. Les pasa a investigadores, a clínicos, a profesores. Un estudio en IA & Society mostró que predicciones incorrectas de IA causan caídas de precisión en *todos* los niveles de experiencia, no solo en novatos.¹⁷

 **Kai:** Pero entonces no es solo Maya con su sistema perfecto. Es cualquiera que recibe un output bonito y dice 'sí, esto está bien.' O sea... yo. Todo el tiempo.

 **Dr. Flores:** Todo el tiempo. La diferencia es que Maya lo busca activamente y Kai lo acepta por defecto. Pero el resultado puede ser el mismo: un output que se ve correcto y que nadie cuestionó lo suficiente.

En medicina tenemos un nombre para esto en otro contexto: la presentación impecable de un caso que esconde la pregunta que nadie hizo. IA hace lo mismo. Pero a escala, con velocidad, y con un tono que hace que dudar parezca innecesario.



Kai: Entonces el peligro no es IA mala. Es IA que se ve demasiado bien.

Dr. Flores: El peligro es IA que se ve tan bien que te olvidas de pensar si está bien.

Ahora. Después de todo esto podrían pensar que la conclusión es ‘no usen IA.’ No lo es.

Kai: Menos mal.

Dr. Flores: La conclusión es: usen IA sabiendo dónde falla. Y para eso necesitan un hábito, no un manual. Les voy a dar tres preguntas. Son simples. Pero si las hacen cada vez que reciben un output de IA, van a atrapar la mayoría de los problemas que acabamos de describir. Quiero ser claro: estas tres preguntas no lo resuelven todo, son el hábito mínimo. Los próximos capítulos construyen sobre esto.

Primera: *¿Qué es lo que esta información NO me está diciendo?* Esta pregunta atrapa alucinaciones y omisiones, lo que vimos con el triaje y las alucinaciones. Cada output de IA es una selección. Incluyó algo, excluyó algo. La pregunta es qué quedó fuera. Qué diagnóstico no aparece. Qué población no fue considerada. Qué efecto adverso no se menciona.

Kai: O sea, buscar el hueco.

Dr. Flores: Buscar el hueco. Segunda: *¿De dónde vienen estos datos, y de dónde NO vienen?* Esta pregunta atrapa sesgos, lo que vimos con Obermeyer, con dermatología, con psiquiatría. Si IA te da un diferencial para un paciente de población rural en Latinoamérica, pregúntate: los datos con que se entrenó este modelo, ¿incluían a esa población? Si no, lo que te da es una aproximación desde otra realidad.

Maya: Origen y representatividad.

Dr. Flores: Tercera: *¿Qué pasaría si esto estuviera equivocado?* Esta es la pregunta de seguridad, la consecuencia. Si la respuesta es ‘nada grave,’ un resumen de un paper, un esquema de estudio, el riesgo es bajo. Si la respuesta es ‘un paciente podría recibir el tratamiento equivocado,’ necesitas verificación independiente antes de actuar.

Kai: ¿Puedo probarlo?

Dr. Flores: Adelante.

Kai: Le pedí a IA un plan de manejo para un paciente con dolor torácico y me dijo que probablemente era musculoesquelético. Pregunta uno: *¿qué no me está diciendo?* Podría ser síndrome coronario, embolia pulmonar, disección aórtica. Pregunta dos: los datos probablemente vienen de pacientes jóvenes sin factores de riesgo, si mi paciente es mayor o tiene comorbilidades, no aplica igual. Pregunta tres: si está equivocado, el paciente se muere.

Dr. Flores: Tres preguntas. Diez segundos. Y acabas de hacer algo que IA no puede hacer por ti: evaluar si lo que te dijo merece tu confianza.

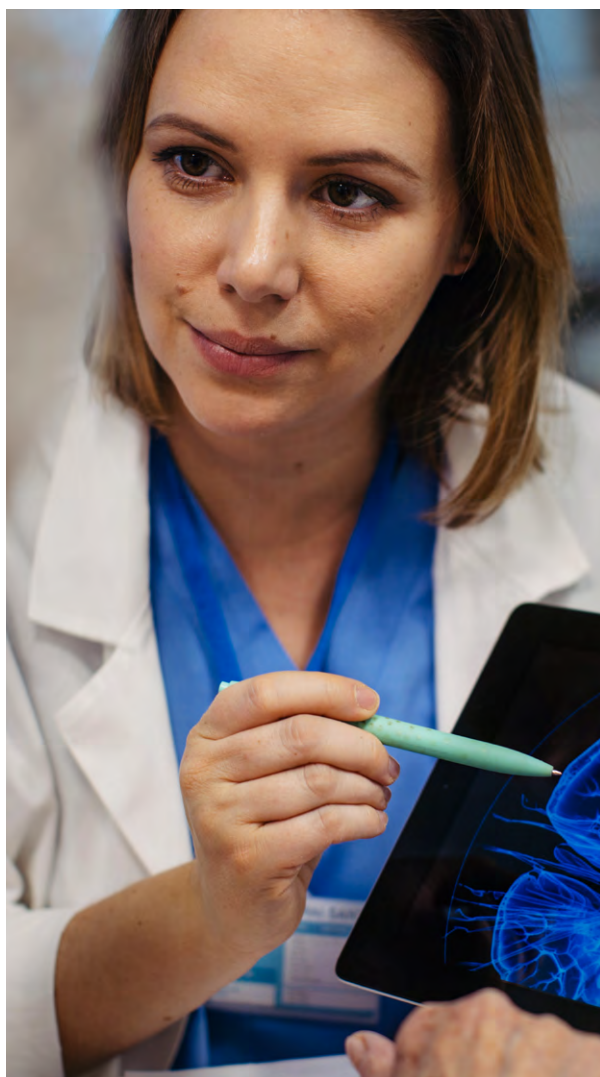
Maya: Entonces el framework no es para dejar de usar IA. Es para no dejar de pensar mientras la usas.

 **Dr. Flores:** Exactamente. Y esto es solo el primer paso. En los próximos capítulos vamos a ir más profundo, cómo integrar pensamiento crítico cuando usas IA, cómo proteger tu razonamiento clínico. Pero este hábito, estas tres preguntas, es la base.

IA no les va a decir cuándo se equivoca. No les va a decir a quién excluye. No les va a decir qué habilidades les está quitando. Eso es trabajo de ustedes. Y ahora saben por dónde empezar.

 **Maya:** Ahora la pregunta es cómo.

 **Kai:** Y si mi forma desordenada de cuestionar resulta que sirve para algo.



Ideas clave de este capítulo

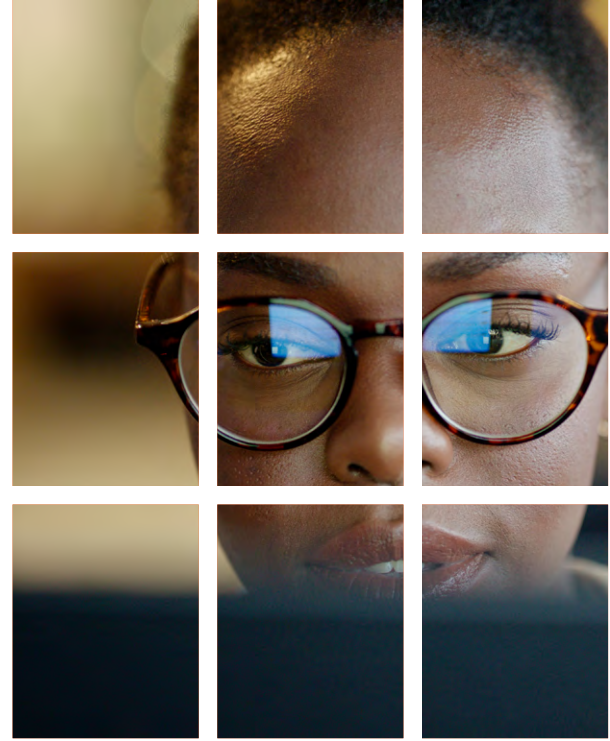
- IA busca lo probable, no lo correcto. Un clínico busca la verdad y a veces se equivoca. IA siempre suena segura.
- IA no es neutral: es un espejo amplificador de los datos que recibió, incluyendo décadas de inequidad.
- El deskilling es real y rápido: endoscopistas experimentados perdieron capacidad de detección después de que se retiró la IA.
- Tres preguntas ante cualquier output: ¿Qué NO me está diciendo? ¿De dónde vienen estos datos y de dónde NO vienen? ¿Qué pasaría si esto estuviera equivocado?
- El framework no es para dejar de usar IA. Es para no dejar de pensar mientras la usas.

Referencias

1. Meskó, B., & Topol, E. J. (2023). **The imperative for regulatory oversight of large language models (or generative AI) in healthcare.** npj Digital Medicine, 6, 120. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00873-0>
2. Rodger, D., Mann, S. P., Earp, B., Savulescu, J., Bobier, C., & Blackshaw, B. P. (2025). **Generative AI in healthcare education: How AI literacy gaps could compromise learning and patient safety.** Nurse Education in Practice, 87, 104461. <https://doi.org/10.1016/j.nepr.2025.104461>
3. Ramaswamy, A., Tyagi, A., Hugo, H., Jiang, J., Jayaraman, P., Jangda, M., Te, A. E., Kaplan, S. A., Lampert, J., Freeman, R., Gavin, N., Tewari, A. K., Sakhuja, A., Naved, B., Charney, A. W., Omar, M., Gorin, M. A., Klang, E., & Nadkarni, G. N. (2026). **ChatGPT Health performance in a structured test of triage recommendations.** Nature Medicine. Advance online publication. <https://doi.org/10.1038/s41591-026-04297-7>
4. Omar, M., Sorin, V., Collins, J. D., Reich, D., Freeman, R., Gavin, N., Charney, A., Stump, L., Bragazzi, N. L., Nadkarni, G. N., & Klang, E. (2025). **Multi-model assurance analysis showing large language models are highly vulnerable to adversarial hallucination attacks during clinical decision support.** Communications Medicine, 5, 330. <https://doi.org/10.1038/s43856-025-01021-3>
5. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). **Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations.** Science, 366(6464), 447–453. <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>
6. Daneshjou, R., Vodrahalli, K., Novoa, R. A., Jenkins, M., Liang, W., Rotemberg, V., Ko, J., Swetter, S. M., Bailey, E. E., Gevaert, O., Muller, H., Esteva, A., & Zou, J. (2022). **Disparities in dermatology AI performance detected on a diverse, curated clinical image set.** Science Advances, 8(32), eabq6147. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abq6147>
7. Bouguettaya, A., Stuart, E. M., & Aboujaoude, E. (2025). **Racial bias in AI-mediated psychiatric diagnosis and treatment: A qualitative comparison of four large language models.** npj Digital Medicine, 8, 332. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01746-4>
8. Tao, Y., Viberg, O., Baker, R. S., & Kizilcec, R. F. (2024). **Cultural bias and cultural alignment of large language models.** PNAS Nexus, 3(9), pgae346. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgae346>
9. Budzyn, K., Romanczyk, M., Kitale, D., Kaminski, M. F., Kalager, M., Bretthauer, M., & Mori, Y. (2025). **Endoscopist deskilling risk after exposure to artificial intelligence in colonoscopy: A multicentre, observational study.** The Lancet Gastroenterology & Hepatology, 10(10), 896–903. [https://doi.org/10.1016/S2468-1253\(25\)00133-5](https://doi.org/10.1016/S2468-1253(25)00133-5)
10. Natali, C., Marconi, L., Dias Duran, L. D., Miglioretti, M., & Cabitza, F. (2025). **AI-induced deskilling in medicine: A mixed-method review and research agenda for healthcare and beyond.** Artificial Intelligence Review, 58, 164. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11352-1>
11. Lea, A. S. (2025). **Cognitive aids, artificial intelligence, and deskilling in medicine: The history of an enduring anxiety.** NEJM AI, 3(1). <https://doi.org/10.1056/Alp2500932>
12. Monteith, S., Glenn, T., Geddes, J. R., Whybrow, P. C., Achtyes, E. D., Bauer, R., & Bauer, M. (2026). **Artificial intelligence and deskilling in medicine.** The British Journal of Psychiatry, 1–3. <https://doi.org/10.1192/bjp.2025.10496>
13. Revesai, Z. (2025). **Generative AI dependency: The emerging academic crisis and its impact on student performance — A case study of a university in Zimbabwe.** Cogent Education, 12(1), 2549787. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2549787>
14. Abubakar, S., Jeilani, A., & Yusuf Adan, M. (2025). **The role of over-reliance on AI in the negative consequences of student learning: The moderating effects of ethical concerns and institutional policies.** Cogent Education, 12(1), 2591503. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2591503>
15. El Tarhouny, S. A., & Farghaly, A. M. (2026). **Deskilling dilemma: Brain over automation.** Frontiers in Medicine, 13, 1765692. <https://doi.org/10.3389/fmed.2026.1765692>
16. Nguyen, T. (2024). **ChatGPT in medical education: A precursor for automation bias?** JMIR Medical Education, 10, e50174. <https://doi.org/10.2196/50174>
17. Romeo, G., & Conti, D. (2025). **Exploring automation bias in human-AI collaboration: A review and implications for explainable AI.** AI & Society, 41(1), 259–278. <https://doi.org/10.1007/s00146-025-02422-7>

#4

IA y pensamiento crítico



En este capítulo veremos...

- Por qué un output pulido y bien estructurado reduce tu evaluación crítica, y cómo la inercia cognitiva afecta incluso a estudiantes sistemáticos.
- **Tres niveles de evaluación crítica:** verificar hechos, evaluar razonamiento, y cuestionar tus propios supuestos.
- **El espejo cognitivo:** cómo usar IA para que te interroge en vez de que te responda.
- Por qué las dificultades deseables de Bjork son exactamente lo que IA elimina, y cómo preservar la fricción productiva.
- **Herramientas prácticas:** SIFT adaptado para IA y prompts socráticos por nivel de Bloom.



Maya: Ayer hice algo que me parecía inteligente. Le pedí a la herramienta que me armara un diferencial diagnóstico para un caso de la rotación. Dolor torácico, paciente joven, historial de ansiedad. Me dio algo impecable: cinco diagnósticos ordenados por probabilidad, criterios de cada uno, banderas rojas para descartar. Lo presenté en la ronda.

Kai: ¿Y?



Maya: El attending me felicitó. Dijo que era el mejor diferencial que había visto de un estudiante en semanas.



Kai: ¿Pero?



Maya: Pero cuando me preguntó por qué había puesto pericarditis en tercer lugar y no en segundo, no supe explicarlo. La herramienta lo había ordenado así. Yo no sabía por qué.



Kai: O sea que el diferencial era bueno y tú no.

No lo digo en mala onda. Me pasa. Pero a mí no me habrían felicitado porque yo ni lo habría presentado tan bien.

Dr. Flores: Lo que le pasó a Maya tiene un nombre. Y una medición. En 2026, un reporte corporativo de Anthropic, el índice de fluidez en IA, analizó cómo las personas interactúan con modelos de lenguaje. Encontraron que cuando el output es pulido, bien escrito, bien estructurado, que se ve completo, las personas reducen su evaluación crítica. Cuestionan menos. Detectan menos contexto faltante. Conviene aclarar que esto es investigación corporativa, no un estudio peer-reviewed independiente. Pero el patrón que describe es consistente con lo que vemos en la literatura académica.¹

Maya: ¿Cuánto menos?

Dr. Flores: Tres puntos porcentuales menos en cuestionamiento. Cinco puntos menos en detección de información faltante. No suena a mucho. Hasta que recuerdas que estás frente a un paciente.

Kai: Entonces lo que le pasó a Maya no es un fallo de Maya. Es cómo funciona el cerebro cuando algo se ve bien.

Dr. Flores: Exacto. Li y colegas lo publicaron en 2026 en una revisión sistemática en JMIR Medical Education: encontraron que aproximadamente el 20% de los estudiantes de medicina que usaban IA generativa en su muestra, y aquí hay que ser preciso, esto es una proporción reportada en los estudios incluidos, no una prevalencia poblacional, desarrollaban lo que llamaron inercia cognitiva: dejaban de cuestionar porque el output activaba la misma confianza que activaría un textbook.²

Y lo que más importa: Maya no es la estudiante descuidada. Maya es la estudiante sistemática, analítica, rigurosa. Justo por eso fue más vulnerable.

Maya: Porque el output coincidía con cómo yo organizo las cosas. No lo cuestioné porque se parecía a cómo yo pienso.

Dr. Flores: Es una forma de lo que podríamos llamar sesgo de confirmación automatizada, un término que no es formal en la literatura, pero que describe bien lo que pasa. El output no solo era correcto en apariencia. Estaba estructurado *como piensa Maya*. Y cuando algo se parece a tu modelo mental, tu cerebro lo deja pasar.

Kai: ¿Y yo? Yo no lo habría cuestionado por listo. Lo habría cuestionado porque no me lo creo así de fácil.

Dr. Flores: Y eso, Kai, es exactamente lo que vamos a necesitar en este capítulo.

En el capítulo anterior vieron *dónde* falla IA. Ahora la pregunta es *cómo* lo detectas. Y hay niveles.

Kai: ¿Niveles de desconfianza?

Dr. Flores: Niveles de evaluación. Tres. El primero es el más básico: verificar hechos. ¿Lo que dice es correcto? ¿La dosis es la correcta? ¿La cita existe? ¿El dato es real?³





Maya: Eso ya lo hago.

Dr. Flores: ¿Siempre?

Maya: ...cuando tengo tiempo.

Dr. Flores: Y ahí está el problema. Kuziemy y colegas publicaron una revisión y encontraron que los estándares de calidad para IA solo se aplicaban en el 39% de las revisiones y el 14% de los estudios originales. La gente sabe verificar. Simplemente no lo hace sistemáticamente.

Kai: O sea que el primer nivel es: ¿esto es verdad?

Dr. Flores: ¿Esto es verdad? ¿Puedo confirmarlo en una fuente independiente? El segundo nivel es más sutil: evaluar el razonamiento. No solo si los hechos son correctos, sino si la lógica que los conecta es válida. IA puede darte cinco hechos correctos y una conclusión incorrecta. Porque no razona. Ensambla.

Kai: Como cuando le pides un diferencial y te da cinco diagnósticos reales pero los ordena por frecuencia general en vez de por el paciente que tienes enfrente.

Dr. Flores: Exacto. Los diagnósticos están bien. El orden no. Y el orden es lo que importa en clínica.

Maya: Ahí es donde yo fallé con el diferencial. Los hechos eran correctos. El razonamiento que los ordenaba, no lo verifiqué.

Dr. Flores: Y el tercer nivel es el más difícil: cuestionar los supuestos. No los de IA. Los tuyos. ¿La pregunta que le hiciste era la pregunta correcta? ¿Estás buscando confirmación de lo que ya creías? ¿Hay un ángulo que no consideraste porque tu prompt ya lo descartaba?

Kai: O sea: nivel uno es ¿me mintió? Nivel dos es ¿me confundió? Nivel tres es ¿yo me engañé solo antes de preguntarle?

Dr. Flores: Esa es la versión Kai. Y es perfecta.

Maya: El tres es el que duele.

Dr. Flores: El tres es donde está el aprendizaje real. Y hay una forma de activarlo. Tomisu y colegas lo publicaron en 2025: el espejo cognitivo. En vez de usar IA como oráculo, le preguntas, te responde, la usas como novato. Tú le explicas. IA evalúa la calidad de tu explicación.⁴

Kai: ¿Le enseño yo a la máquina?

Dr. Flores: Le enseñas a la máquina. Y la máquina te pregunta lo que no quedó claro. No te corrige. Te obliga a corregirte. Le dices: 'Eres un estudiante de primer año. Te voy a explicar el manejo de insuficiencia cardíaca. Hazme preguntas de clarificación cuando mi explicación sea incompleta o confusa.' Y dejas que te interroge.

Kai: Eso yo lo haría. Es como un juego pero que me sirve.



Dr. Flores: Y funciona porque activa exactamente lo que IA no tiene: tu metacognición. Cada pregunta que IA te hace es un espejo de lo que no explicaste bien.⁵

Maya: Yo hago algo parecido. Pero al revés. Le pido a IA que me explique a mí. Y lo reorganizo en mis propios términos. Pensaba que eso era suficiente.

Dr. Flores: ¿Y cuál es la diferencia?

Maya: Que cuando yo reorganizo un output de IA, estoy procesando su estructura. No la mía. Puedo terminar con algo que se ve como mi pensamiento pero que empezó como el de la máquina.

Dr. Flores: Esa es la diferencia entre reformular y comprender. Reformular es cambiar las palabras. Comprender es poder explicarlo desde cero, sin el andamio de IA. Después de reorganizar, intenta explicarlo sin el output delante. Si puedes, lo entiendes. Si no, sabes exactamente dónde está el hueco.

Les voy a mostrar algo que conecta todo. En el capítulo uno mencionamos el dato de Anthropic: cuando estudiantes de salud usan IA, casi el 40% de las interacciones son tareas de creación. El 30%, análisis. Los niveles más altos de Bloom.⁶

Kai: Los que se supone que son los más difíciles.

Dr. Flores: Los que se supone que son los más difíciles. Y los que más valor tienen para tu formación. Gonsalves lo estudió empíricamente en 2024: los estudiantes que usaban IA bien combinaban el output con investigación tradicional. Pero los que usaban IA pasivamente reproducían lo que IA les daba en los niveles altos *sin haberlo construido desde abajo*.⁷

Maya, ¿en qué niveles de Bloom trabajas normalmente?

Maya: Analyze. Evaluate. A veces Create.

Dr. Flores: ¿Y en cuáles usas IA?

Maya: ...en los mismos.

Dr. Flores: Ahí está. Estás delegando exactamente los niveles donde tu cerebro debería estar trabajando más duro. No los niveles bajos, memorizar, entender. Los altos. Los que construyen juicio clínico.

Kai: Pero a mí me pasa lo contrario. Yo uso IA para los niveles bajos. Para no tener que leer el capítulo. Para que me lo explique rápido.

Dr. Flores: Y eso tiene un costo diferente. Tú construyes un piso frágil. Una pregunta fuera del resumen te deja expuesto. Lubbe y colegas lo describieron: la educación tiene que dejar de preguntar '¿qué sabes?' y empezar a preguntar '¿cómo lo sabes?' Si tu única respuesta es 'IA me lo dijo,' no tienes base.⁸

Kai: O sea que ella pierde arriba y yo pierdo abajo.

Dr. Flores: Los dos pierden. En direcciones opuestas. E IA no les avisa. Jackson publicó en 2025 un framework de Higher Order Prompting que mapea prompts a cada nivel de Bloom. La idea es que tus prompts escalen con tu aprendizaje. Si estás en Remember, tu prompt es: "Lístate los criterios de X." Si estás en Evaluate: "Critica este plan de tratamiento, ¿qué supuestos hace?" Si estás en Create: "Diseña un algoritmo diagnóstico que integre screening por IA con juicio clínico".⁹

Maya: Entonces el nivel del prompt refleja el nivel donde quieres que tu cerebro trabaje.

Dr. Flores: Y si siempre le pides a IA que cree por ti, tu cerebro nunca practica crear.

Kai: Y si siempre le pido que me explique, mi cerebro nunca practica entender solo.

Dr. Flores: Ahora, hay un dato contraintuitivo que necesitan escuchar. Ayoub y colegas estudiaron a casi mil investigadores y encontraron que los que estaban más inmersos en IA generativa tenían **más** carga mental, no menos. La herramienta que supuestamente ahorra esfuerzo amplificaba el agotamiento.¹⁰

Kai: Tiene sentido. Hay días que paso más tiempo peleando con la herramienta que estudiando.

Dr. Flores: Y ahí hay un concepto que cobra otro peso: las dificultades deseables de Bjork. Prácticas de aprendizaje que se sienten más lentas y más difíciles *pero que producen retención y transferencia superiores*. Práctica de recuperación. Espaciamiento. Interleaving. IA las elimina. Te da la respuesta antes de que tu cerebro termine de buscarla. Te ahorra la lucha, y la lucha era el aprendizaje.¹¹

Maya: Entonces la diferencia no es usar o no usar. Es saber cuándo parar.

Dr. Flores: Es saber cuándo la herramienta te está amplificando y cuándo te está reemplazando. Si notas que la interacción se vuelve mecánica, que ya no estás procesando sino copiando, que estás más cansado después de usar IA que antes, esa es la señal.¹²

Kai: La señal de que dejaste de pensar.



Dr. Flores: La señal de que es hora de cerrar la herramienta y abrir el libro. O simplemente quedarte con la incomodidad de no saber hasta que tu cerebro lo resuelva.

Teoría suficiente. Ahora herramientas. Cosas que pueden usar desde mañana.

Kai: Al fin.

Dr. Flores: Empecemos por evaluar outputs. Voy a darles una adaptación que yo propongo a partir de un framework existente, SIFT de Caulfield. SIFT fue diseñado para evaluar información en internet: Stop, Investigate, Find, Trace. Pero IA no tiene fuente en el sentido tradicional, no tiene autor, no tiene institución. Así que lo que les propongo es adaptarlo.¹³

Cuatro pasos. Uno: para. No copies, no presentes, no actúes. Para. Dos: investiga las afirmaciones, no la fuente, porque IA no tiene fuente. Verifica cada dato crítico contra una referencia independiente. Tres: busca mejor cobertura. ¿Hay un paper, una guía, un textbook que diga algo diferente? Cuatro: rastrea la lógica. ¿Cómo llegó de A a B? ¿El paso es válido o solo es plausible?

Maya: Es SIFT pero en vez de investigar al autor, investigas cada afirmación.

Dr. Flores: Exacto. Y quiero ser claro: esta adaptación no es de Caulfield. Es lo que yo propongo a partir de Caulfield para el contexto de IA. No tiene validación empírica propia todavía, pero cada paso está anclado en principios de evaluación crítica que sí la tienen.

Kai: ¿Y la otra herramienta?

Dr. Flores: Socratic prompts por nivel de Bloom. En vez de pedirle a IA que te dé respuestas, le pides que te haga preguntas. Park y Choo documentaron estrategias concretas en 2025. Chain-of-thought socrático: ‘Antes de responder,



muéstrame tu razonamiento paso a paso. En cada paso, pregúntate: ¿qué supuesto estoy haciendo? ¿Está justificado?’ Eso obliga a IA a mostrarte su lógica, y te obliga a ti a evaluarla.¹⁴

Maya: ¿Y si quiero subir el nivel?

Dr. Flores: Sube el prompt. Nivel Evaluate: ‘Critica este output, ¿qué información falta? ¿Qué supuestos hace que no son evidentes?’ Nivel Create: ‘No me des el algoritmo, guíame con preguntas para que yo lo construya.’ Cada nivel de prompt activa un nivel diferente de tu pensamiento.

Kai: Dame un ejemplo real. Algo que yo pueda usar mañana en la rotación.

Dr. Flores: Mañana en la rotación te llega un paciente con cefalea. En vez de pedirle a IA: ‘Dame un diferencial para cefalea,’ le dices: ‘Tengo un paciente con cefalea. En vez de darme un diferencial, hazme preguntas sobre lo que observé en la historia clínica y el examen físico para que yo construya mi propio diferencial. Después de que lo complete, señálame lo que me faltó’.

Kai: Eso me gusta. Es como un juego pero que me sirve.

Dr. Flores: Ahora, las red flags personales. Señales de que debes parar. Cuando reformulas el prompt más de tres veces sin obtener lo que buscas, probablemente no sabes qué estás buscando. Cuando aceptas un output sin leerlo completo porque 'se ve bien.' Cuando estás más cansado después de la interacción que antes de empezar. Y cuando llevas diez minutos sin aprender nada nuevo y solo estás iterando sobre formato.

Maya: La mayoría me han pasado. Esta semana.

Dr. Flores: Y eso no es un fallo. Es información. Cada red flag es una oportunidad de devolverte el control que la herramienta estaba tomando sin pedirte permiso.

Kai: ¿Sabes qué es raro? Toda mi carrera me dijeron que mi problema era que no me esforzaba lo suficiente. Que cuestionaba demasiado. Que era escéptico por flojera.

Dr. Flores: ¿Y?

Kai: Y resulta que cuestionar es exactamente lo que necesitas frente a una herramienta que nunca dice 'no sé.' El problema nunca fue el escepticismo. Fue que no sabía dónde apuntarlo.

Dr. Flores: Eso es pensamiento crítico, Kai. No una materia. No una lista de pasos. Es la disciplina de preguntarte si lo que parece cierto lo es realmente. Y de sostener la incomodidad cuando la respuesta es "no sé".

Maya: A mí me cuesta más. Porque mi instinto no es dudar. Mi instinto es organizar. Y cuando algo ya está organizado, mi cerebro lo da por bueno.

Dr. Flores: ¿Y qué vas a hacer diferente?

Maya: Agregar un paso. Antes de presentar algo que me dio IA, voy a intentar explicarlo sin el output delante. Si no puedo, no lo presento.

Dr. Flores: Un paso. No un sistema perfecto. Un paso.

Maya: Es difícil para mí.

Kai: Lo sé.





Ideas clave de este capítulo

- Reformular no es comprender. Si no puedes explicarlo sin el output de IA delante, no lo entiendes.
- Nivel uno: ¿me mintió? Nivel dos: ¿me confundió? Nivel tres: ¿yo me engañé solo antes de preguntarle?
- El nivel de tu prompt determina el nivel donde trabaja tu cerebro. Si siempre pides que IA cree por ti, nunca practicas crear.
- Red flags personales: reformular el prompt más de tres veces, aceptar sin leer completo, más cansancio después de usar IA, iterar solo sobre formato.
- La habilidad que separa al profesional del futuro no es saber usar IA. Es saber pensar mientras la usa.



Dr. Flores: Salido y colegas publicaron una revisión sistemática de pensamiento crítico y IA en educación superior. Encontraron cinco clusters temáticos: innovación pedagógica, dimensiones psicológicas, ética académica, integración sistémica, y literacidades IA. Pero la conclusión era una sola: la habilidad que separa al profesional del futuro no es saber usar IA. Es saber pensar *mientras* la usa.¹⁵



Kai: Es el filtro.



Dr. Flores: Es el filtro que nadie les enseñó pero que van a necesitar todos los días. No para desconfiar de IA, sino para confiar en ustedes lo suficiente como para evaluar lo que IA les da. Para saber cuándo la herramienta amplifica su pensamiento y cuándo lo reemplaza. Para parar cuando la lucha cognitiva es necesaria. Para preguntar '¿espera, mi pregunta era la correcta?' antes de aceptar la respuesta.

Ya saben dónde falla IA. Ahora saben cómo detectarlo. Lo que sigue es llevarlo a donde más importa: el paciente.



Kai: Razonamiento clínico.



Dr. Flores: Razonamiento clínico. Donde el filtro no es un ejercicio académico, sino lo que está entre IA y una decisión que afecta a alguien de verdad.



Referencias

1. Dakan, R., & Feller, J. (2026). **Anthropic education report: The AI Fluency Index**. Anthropic. <https://www.anthropic.com/research/ai-fluency-index> [Corporate research — not peer-reviewed]
2. Li, J., et al. (2026). **Application of AI-generated content in medical education: Systematic review of the impact on critical thinking abilities of medical students**. JMIR Medical Education, 12(1), e79939. <https://doi.org/10.2196/79939>
3. Kuziemy, C. E., Chrimes, D., Minshall, S., Mannerow, M., & Lau, F. (2024). **AI quality standards in health care: Rapid umbrella review**. Journal of Medical Internet Research, 26, e54705. <https://doi.org/10.2196/54705>
4. Tomisu, H., Ueda, J., & Yamanaka, T. (2025). **The cognitive mirror: A framework for AI-powered metacognition and self-regulated learning**. Frontiers in Education, 10, 1697554. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1697554>
5. Neshaei, S. P., et al. (2025). **Metacognition meets AI: Empowering reflective writing with large language models**. British Journal of Educational Technology, 56(5), 1864–1896. <https://doi.org/10.1111/bjet.13601>
6. Anthropic. (2025). **Anthropic education report: How university students use Claude**. <https://www.anthropic.com/news/anthropic-education-report-how-university-students-use-claude> [Corporate research — not peer-reviewed]
7. Gonsalves, C. (2024). **GenAI impact on critical thinking: Revisiting Bloom’s Taxonomy**. Journal of Marketing Education, 47(1). <https://doi.org/10.1177/02734753241305980>
8. Lubbe, A., Marais, E., & Kruger, D. (2025). **Cultivating independent thinkers: The triad of artificial intelligence, Bloom’s taxonomy and critical thinking in assessment pedagogy**. Education and Information Technologies, 30, 17589–17622. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13476-x>
9. Jackson, J. (2025). **Higher Order Prompting: Bloom’s Revised Taxonomy and LLMs**. Studies in Technology Enhanced Learning. <https://doi.org/10.21428/8c225f6e.0915c17e>
10. Ayoub, T., et al. (2025). **Generative AI and cognitive challenges among researchers: Balancing cognitive load, fatigue, and human resilience**. Technologies, 13(11), 486. <https://doi.org/10.3390/technologies13110486>
11. Bjork, R. A. (1994). **Memory and metamemory considerations in the training of human beings**. In J. Metcalfe & A. P. Shimamura (Eds.), *Metacognition: Knowing about knowing* (pp. 185–205). MIT Press.
12. Jose, B., Cherian, J., Verghis, A. M., Varghise, S. M., S, M., & Joseph, S. (2025). **The cognitive paradox of AI in education: Between enhancement and erosion**. Frontiers in Psychology, 16, 1550621. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1550621>
13. Caulfield, M. (2019). **SIFT (The Four Moves)**. Hapgood. <https://hapgood.us/2019/06/19/sift-the-four-moves/>
14. Park, J., & Choo, S. (2025). **Generative AI prompt engineering for educators: Practical strategies**. Journal of Special Education Technology, 40(3), 411–417. <https://doi.org/10.1177/01626434241298954>
15. Salido, A., Syarif, I., Sitepu, M. S., Suparjan, Wana, P. R., Taufika, R., & Melisa, R. (2025). **Integrating critical thinking and artificial intelligence in higher education: A bibliometric and systematic review of skills and strategies**. Social Sciences & Humanities Open. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.101924>



#5

IA y razonamiento clínico



En este capítulo veremos...

- Cómo el anclaje al output de IA puede hacer que evalúes dentro de su marco sin salir de él, incluso cuando crees que estás pensando críticamente.
- Por qué médicos con acceso a IA no mejoraron su rendimiento diagnóstico en un ensayo aleatorizado.
- Los illness scripts y el flujo real del razonamiento clínico: construir el mapa, recolectar, generar hipótesis, refinar, decidir, monitorear.
- El protocolo “piensa primero, consulta después”: cuatro pasos para proteger tu razonamiento antes de abrir IA.
- Tres riesgos específicos: deskilling, never-skilling y miss-skilling.



Dr. Flores: Vamos a hacer algo distinto hoy. Les voy a dar un caso. Quiero que cada uno lo trabaje por su lado, y después comparamos.

Kai: ¿Es examen?

Dr. Flores: Es mejor que un examen. Es un espejo.

Paciente mujer, 34 años. Consulta por fatiga progresiva de tres meses y artralgias migratorias. Refiere un episodio de enrojecimiento facial bilateral que apareció después de exposición solar, pero también tiene antecedente de rosácea tratada hace dos años. Laboratorio: anemia leve, VSG elevada, TSH borderline alta en 5.2. El médico de atención primaria pidió ANA, positivo, 1:160, patrón moteado.

Maya: Podría ser lupus. Pero el título es bajo y el patrón no es el clásico.

Kai: Y la TSH alta complica. Podría ser hipotiroidismo con anticuerpos positivos incidentales.

Dr. Flores: Puede ser muchas cosas. Maya, cuéntame qué hiciste.

Maya: Abrí la herramienta de IA. Le di el caso completo y le pedí un diferencial diagnóstico estructurado con probabilidades. Me dio una lista de siete diagnósticos: LES primero, artritis reumatoide, síndrome de Sjögren, enfermedad mixta del tejido conectivo, hipotiroidismo autoinmune, vasculitis, y reacción medicamentosa. Cada uno con criterios y siguiente paso diagnóstico.

Dr. Flores: ¿Y después?

Maya: Revisé la lista. Me pareció sólida. Empecé a comparar cada diagnóstico con los datos de la paciente. Descarté vasculitis y reacción medicamentosa porque no encajaban. Me quedé con LES como primera opción y pedí los anticuerpos específicos: anti-dsDNA, complemento, anti-Smith.



Dr. Flores: ¿Y tú?

Kai: Yo no abrí nada. Me quedé pensando. Mujer joven, fatiga, artralgias, enrojecimiento facial, ANA positivo. Mi cabeza fue directo a lupus, pero después me acordé de algo que me dijo un residente en la rotación de reumatología: que ANA positivo es el dato más sobreinterpretado de la medicina.

Dr. Flores: Sigue.

Kai: Entonces me frené. Pensé: ¿qué más da fatiga más artralgias más anemia en una mujer de 34? Hipotiroidismo, y la TSH ya está borderline. Déficit de hierro. Infección crónica. Hepatitis. Hasta enfermedad celíaca. El enrojecimiento facial me jalaba a lupus, pero con antecedente de rosácea y un ANA de 1:160 moteado... no estaba tan claro. Amplié el abanico.

Mi lista no estaba bonita. No tenía probabilidades ni criterios. Pero era mía.

Dr. Flores: Ahí está la diferencia.

Maya, te voy a hacer una pregunta incómoda. ¿Cuántos de tus siete diagnósticos habrías pensado sola, sin IA?



Maya: ...lupus. Sjögren, quizás. Artritis reumatoide.

Dr. Flores: ¿Y los otros cuatro?

Maya: Me los dio la herramienta.

Dr. Flores: ¿Y después qué hiciste con ellos?

Maya: Los revisé contra el caso. Descarté dos.

Dr. Flores: Revisaste lo que IA te dio. Pero no generaste lo que IA no te dio. ¿Enfermedad celíaca? ¿Hepatitis? La TSH borderline, ni la mencionaste.

Maya: Pero yo sí revisé la lista. No la acepté ciega.

Dr. Flores: No la aceptaste ciega. Pero revisaste *dentro* de su marco. No fuera. Y esa es la diferencia. Se llama anchoring, anclaje. Es uno de los sesgos cognitivos más estudiados en razonamiento clínico. Tversky y Kahneman lo describieron en los setenta, y Croskerry lo documentó extensamente en medicina: cuando recibes una primera hipótesis fuerte, tu mente gira alrededor de ella. Evalúas lo que confirma, no lo que contradice.

Maya: E IA me dio esa primera hipótesis antes de que yo pensara.

Dr. Flores: Goh y colegas publicaron un ensayo clínico aleatorizado con 50 médicos en JAMA Network Open: cuando dieron acceso a un LLM a médicos para resolver casos diagnósticos, los médicos con acceso al LLM no mejoraron su rendimiento diagnóstico comparados con los que no lo tenían. El LLM solo, sin embargo, tuvo un rendimiento superior.¹

Kai: Espera. ¿Tener la herramienta no los hizo mejores?

Dr. Flores: No en ese estudio. Y la explicación más probable es lo mismo que le pasó a Maya: los médicos no usaron IA para expandir su razonamiento, anclaron su razonamiento al output de IA. Mahajan y colegas publicaron en npj Digital Medicine que los outputs de LLMs reflejan patrones consistentes con sesgos cognitivos conocidos: anclaje, disponibilidad, confirmación. Y otro estudio en la misma revista documentó el riesgo de la aquiescencia: los LLMs tienden a confirmar la hipótesis del clínico en vez de desafiarla.^{2,3}

Kai: O sea que IA no solo no te corrige. Te da la razón.

Dr. Flores: En la mayoría de los casos, sí. Y cuando tú empiezas desde su respuesta en vez de desde la tuya, tienes dos fuentes de sesgo operando en la misma dirección: tu anclaje más su confirmación. Nadie está pensando en contra.

Maya: Yo creí que estaba evaluando críticamente. Pero en realidad estaba evaluando dentro del marco que IA me dio. No salí del marco.

Dr. Flores: Eso es lo que hace el anclaje. Te convence de que estás pensando, cuando en realidad estás refinando dentro de una caja que alguien más construyó.

Antes de hablar de dónde entra IA, necesitamos hablar de cómo funciona el razonamiento clínico. No la versión del examen. La versión real.

 **Kai:** ¿Son diferentes?

 **Dr. Flores:** Siempre. En el examen te dan todos los datos y te piden un diagnóstico. En la vida real, tú decides qué datos buscar. A veces el dato más importante es el que no pediste.

El razonamiento clínico es una secuencia. Piensen en ello como navegar. Necesitas un mapa, una posición, y un destino. El mapa no viene preinstalado. Lo construyes tú. Cada enfermedad que estudiaste, cada caso que viste, cada patrón que reconociste. En la literatura se llaman illness scripts. Les doy un ejemplo concreto: el illness script de LES. Condiciones predisponentes: mujer joven, herencia, exposición UV. Fisiopatología en una oración: autoinmunidad sistémica con depósito de complejos inmunes. Consecuencias clínicas: rash malar, artralgias, nefritis, citopenias, serositis. Curso temporal: crónico con brotes.⁴



 **Maya:** Como templates con estructura interna.

 **Dr. Flores:** Norman y colegas lo publicaron en 2024: los dos sistemas de pensamiento, el rápido e intuitivo y el lento y analítico, no son procesos independientes. Son consecuencias del tipo de conocimiento que recuperas. Si tienes un illness script rico para lupus, reconoces el patrón rápido. Si no lo tienes, necesitas el camino analítico.

 **Maya:** El Sistema 1 no es intuición mágica. Es experiencia comprimida.

 **Dr. Flores:** El flujo completo tiene seis pasos: construir el mapa, recolectar datos, generar hipótesis, refinar, decidir, y monitorear. IA puede entrar en cada uno. La pregunta es cómo.

En el mapa, IA es legítimamente útil. Puede ayudarte a construir illness scripts. Pero en vez de pedirle 'dime todo sobre lupus,' le pides: *"Estoy construyendo mi illness script de LES. Necesito: fisiopatología en tres oraciones, los cinco hallazgos más específicos, los tres diagnósticos que más se confunden con LES, y el curso temporal típico. Después hazme tres preguntas para verificar que entendí."* Las preguntas al final convierten a IA de fuente pasiva en evaluador activo. Wei y colegas lo confirmaron en un meta-análisis: IA integrada en aprendizaje basado en casos mejoró la adquisición de conocimiento en un 46% comparado con métodos tradicionales, aunque el efecto varía entre estudios.⁵

En la generación de hipótesis, que es donde Maya empezó y donde se complicó, el orden importa. Takita y colegas publicaron un meta-análisis: la precisión diagnóstica de IA generativa es de 52% en viñetas clínicas de diagnóstico abierto, comparable a médicos no expertos pero significativamente inferior a expertos. IA es un generalista rápido, no un especialista profundo.⁶



Kai: ¿Entonces sirve o no para el diferencial?



Dr. Flores: Sirve, si lo usas en el momento correcto. El clínico genera primero, IA complementa después. El prompt sería: *"Ya tengo mi diferencial preliminar: LES, hipotiroidismo autoinmune, hepatitis crónica, déficit de hierro, rosácea con fatiga funcional. ¿Qué diagnósticos importantes podría estar omitiendo dado estos datos? Explica por qué cada adición es relevante."* No le pides que piense por ti. Le pides que amplifique lo que ya pensaste.

Y en la decisión, IA informa, tú decides. Ese paso es innegociable. Porque la decisión clínica integra cosas que IA no tiene: el contexto del paciente, sus valores, sus recursos, lo que viste en su cara cuando le dijiste los resultados. Abbas y colegas lo publicaron en un meta-análisis: incluso con explicaciones transparentes, los médicos necesitan ejercer juicio independiente sobre si la recomendación aplica al caso particular.⁷



Kai: Es como tener un copiloto que lee el mapa, pero tú decides el volante.



Dr. Flores: Y un dato que ancla lo que mencionaste antes del caso: entre el 12% y el 15% de la población sana tiene ANA positivo. Un ANA de 1:160 en una mujer joven con síntomas inespecíficos no es diagnóstico de nada por sí solo.

Ahora vamos a lo que cambia todo. Un principio simple: piensa primero, consulta después.



Kai: Suena obvio.



Dr. Flores: Suena obvio y casi nadie lo hace. Abdulnour y colegas lo documentaron en el New England Journal of Medicine: identificaron tres riesgos de IA en razonamiento clínico. Deskilling: pierdes lo que ya tenías. Never-skilling: nunca lo desarrollas porque IA lo hizo desde el inicio. Y miss-skilling: lo aprendes mal porque IA te enseñó un patrón incorrecto.⁸



Maya: Los tres se previenen si piensas primero.

Dr. Flores: Todos. El protocolo tiene cuatro pasos. Primero: lee el caso. Solo el caso. Cierra IA. Segundo: genera tu propio diferencial. Desordenado, incompleto, imperfecto. No importa. Es tuyo. Tercero: ahora abre IA. Dale el caso y tu diferencial. Pídele que complemente, no que genere desde cero. Cuarto: compara. ¿Qué te faltó? ¿Qué agregó IA que no habías considerado? ¿Por qué no lo consideraste?

Kai: El último paso es donde aprendes.

Dr. Flores: Porque la diferencia entre tu lista y la de IA es tu gap de conocimiento hecho visible. No hay mejor herramienta de estudio que eso.

Kai, tu proceso con el caso de hoy. Lo que hiciste naturalmente, sin saber que lo estabas haciendo, fue piensa primero. Tu lista era desordenada, sí. No tenía criterios formales. Pero era tuya, y por eso incluyó hipotiroidismo, hepatitis, enfermedad celíaca. Cosas que IA no le dio a Maya porque IA priorizó lo más probable dado los datos, no lo más importante dado el contexto.

Kai: ¿Está diciendo que mi forma desordenada de pensar... sirve?

Dr. Flores: Estoy diciendo que tu intuición clínica es pattern recognition real, algo que se construye con experiencia clínica directa. Tu problema no es la intuición. Es que no la estructuras. IA puede ser esa estructura.

Maya: Y mi problema es lo opuesto. Tengo la estructura. Pero si la estructura viene de IA antes de que yo piense, no es mía, es prestada. Y no puedo evaluar lo que no construí.

Dr. Flores: Y esto se vuelve todavía más crítico cuando pasan del aula a la clínica. En el aula, el caso viene completo. Todos los datos, respuesta al final. En la clínica, el caso se construye

en tiempo real, con información incompleta, con un ser humano que tiene miedo enfrente. La transición aula-clínica es donde el riesgo de la muleta se materializa. En el aula puedes consultar IA y nadie lo ve. En la clínica, el paciente está esperando tu respuesta. Y en ese momento, lo que tengas en tu cabeza, no en tu teléfono, es lo que cuenta.⁹

Kai: Si yo hubiera hecho mi lista primero y después consultado IA... habría visto lo que me faltaba. Los criterios formales, los anticuerpos específicos, el orden de estudios. Sin perder lo que yo ya había pensado.

Maya: Y si yo hubiera pensado primero... habría llegado a lupus igual. Pero también habría explorado más amplio: la TSH, la rosácea previa, el hierro. Y cuando IA me diera su lista, podría compararla con la mía en vez de adoptarla.



 **Dr. Flores:** Eso es razonamiento clínico aumentado. No IA reemplazando tu pensamiento. No tú ignorando IA. Los dos trabajando, pero con un orden que protege tu capacidad de pensar.

Zoller y colegas lo demostraron en PNAS: los colectivos humano-IA diagnostican con más precisión que los humanos solos o que IA sola. Pero eso solo funciona cuando el humano aporta su propio razonamiento a la mesa, no cuando copia el de la máquina. Y para dar perspectiva: en los casos del New England Journal, GPT-4 acertó el 64% de los diagnósticos. Impresionante, pero no suficiente para confiar sin tu propio análisis.^{10, 11}

 **Maya:** El clínico del futuro no es el que más sabe ni el que mejor usa IA. Es el que sabe pensar primero y consultar después.

 **Kai:** Y el que sabe que su lista desordenada tiene valor.

 **Dr. Flores:** El razonamiento clínico es la habilidad central de la medicina, y de la enfermería. IA no la reemplaza. La transforma. Pero solo si tú decides cómo. Ya saben cómo pensar críticamente sobre lo que IA produce. Ahora lo aplicaron donde más importa: frente al paciente. Lo que sigue es algo que los dos necesitan tanto como el razonamiento: aprender a aprender con IA sin que reemplace el proceso.

 **Kai:** ¿Aprender a aprender?

 **Dr. Flores:** Aprendizaje autorregulado. Es la diferencia entre estudiar para el examen y estudiar para el paciente.



Ideas clave de este capítulo

- Si empiezas desde la respuesta de IA, tienes dos fuentes de sesgo en la misma dirección: tu anclaje más su confirmación. Nadie está pensando en contra.
- Tu diferencial desordenado tiene valor. La diferencia entre tu lista y la de IA es tu gap de conocimiento hecho visible.
- El protocolo: lee el caso sin IA, genera tu diferencial, abre IA para complementar, compara y aprende del gap.
- Los colectivos humano-IA diagnostican mejor que ambos solos, pero solo cuando el humano aporta su propio razonamiento.
- El clínico del futuro no es el que más sabe ni el que mejor usa IA. Es el que sabe pensar primero y consultar después.



Referencias

1. Goh, E., et al. (2024). **Large language model influence on diagnostic reasoning: A randomized clinical trial.** JAMA Network Open, 7(10), e2440969. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.40969>
2. Mahajan, A., Obermeyer, Z., Daneshjou, R., Lester, J., & Powell, D. (2025). **Cognitive bias in clinical large language models.** npj Digital Medicine, 8, 428. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01790-0>
3. Chen, S., Gao, M., Sasse, K., Hartvigsen, T., Anthony, B., Fan, L., Aerts, H., Gallifant, J., & Bitterman, D. S. (2025). **When helpfulness backfires: LLMs and the risk of false medical information due to sycophantic behavior.** npj Digital Medicine, 8, 605. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-02008-z>
4. Norman, G., Pelaccia, T., Wyer, P., & Sherbino, J. (2024). **Dual process models of clinical reasoning: The central role of knowledge in diagnostic expertise.** Journal of Evaluation in Clinical Practice, 30(5), 788–796. <https://doi.org/10.1111/jep.13998>
5. Wei, H., Dai, Y., Yuan, K., Li, K. Y., Hung, K. F., Hu, E. M., Lee, A. H. C., Chang, J. W. W., Zhang, C., & Li, X. (2025). **AI-powered problem- and case-based learning in medical and dental education: A systematic review and meta-analysis.** International Dental Journal, 75(4), 100858. <https://doi.org/10.1016/j.identj.2025.100858>
6. Takita, H., Kabata, D., Walston, S. L., et al. (2025). **A systematic review and meta-analysis of diagnostic performance comparison between generative AI and physicians.** npj Digital Medicine, 8, 175. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01543-z>
7. Abbas, Q., Jeong, W., & Lee, S. W. (2025). **Explainable AI in clinical decision support systems: A meta-analysis of methods, applications, and usability challenges.** Healthcare, 13(17), 2154. <https://doi.org/10.3390/healthcare13172154>
8. Abdulnour, R. E. E., Gin, B., & Boscardin, C. K. (2025). **Educational strategies for clinical supervision of artificial intelligence use.** New England Journal of Medicine, 393(8), 786–797. <https://doi.org/10.1056/NEJMr2503232>
9. Kassab, S. E., Rathan, R., Taylor, D. C., et al. (2025). **Understanding how medical students learn in the era of artificial intelligence: A mixed methods study.** BMC Medical Education, 25, 1521. <https://doi.org/10.1186/s12909-025-08145-z>
10. Zoller, N., Berger, J., Lin, I., Fu, N., et al. (2025). **Human-AI collectives most accurately diagnose clinical vignettes.** Proceedings of the National Academy of Sciences, 122(24), e2426153122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2426153122>
11. Kanjee, Z., Crowe, B., & Rodman, A. (2023). **Accuracy of a generative artificial intelligence model in a complex diagnostic challenge.** JAMA, 330(1), 78–80. <https://doi.org/10.1001/jama.2023.8288>



#6

IA y aprendizaje autorregulado



En este capítulo veremos...

- La diferencia entre un sistema que produce resultados y uno que produce aprendizaje.
- El ciclo del Master Adaptive Learner: planificar, aprender, evaluar, ajustar, y cómo IA puede entrar en cada fase.
- Por qué las dificultades deseables de Bjork son exactamente lo que IA elimina: efecto de generación, efecto de testeo, espaciado.
- El principio “tú primero, IA después” aplicado fase por fase con ejemplos concretos.
- Dependencia de IA: desde la correlación con síntomas depresivos hasta el concepto emergente de Allessphobia.

Maya: La semana pasada hice algo que nunca hago. Antes del examen de farmacología, cerré todo, IA, Notion, Anki, y traté de explicar el mecanismo de los IECA desde cero. Sin notas.

Kai: ¿Y?

Maya: No pude. Tenía los flashcards perfectos, los esquemas, el resumen en tres capas. Pero cuando intenté reconstruirlo sola... había huecos. Huecos que mis propias tarjetas no cubrían porque las generé desde lo que ya sabía, no desde lo que me faltaba.

Kai: Pero pasaste el examen, ¿no?

Maya: Sí.



Kai: Entonces funcionó.

Maya: Funcionó para el examen. No sé si funcionó para mí.

Dr. Flores: Esa distinción que acabas de hacer es donde empieza este capítulo. Maya, tu sistema es sofisticado. Probablemente más sofisticado que el de la mayoría de tus compañeros. Pero hay una diferencia entre un sistema que produce resultados y uno que produce aprendizaje. Sardi y colegas encontraron que casi un tercio del beneficio de IA en pensamiento crítico depende de que el estudiante sepa autorregularse. Sin esa capacidad, el beneficio se pierde.¹

Kai: ¿Y si no tienes sistema?

Dr. Flores: Entonces tienes otro problema. Xu y colegas lo documentaron: en entornos con IA generativa, los estudiantes que no reciben apoyo metacognitivo muestran una disminución en su capacidad de autorregularse. No es que IA los haga peores. Es que sin intención, IA les quita la práctica de regularse solos. Pero curiosamente, los dos problemas tienen la misma raíz.²

Kai: ¿Cuál?

Dr. Flores: Que ninguno de los dos está monitoreando si lo que hace funciona para aprender. O solo para sobrevivir.

Dr. Flores: Voy a mostrarles algo. No es un framework nuevo, es algo que ya hacen todos los días. Solo que no lo ven.

Maya: ¿Un modelo de aprendizaje?

Dr. Flores: Un ciclo. Cuatro fases. Planificar: decidir qué necesitas aprender y qué ya sabes. Aprender: ir a buscar lo que te falta. Evaluar: verificar si realmente lo entendiste. Ajustar: cambiar tu estrategia según lo que encuentres. Y repetir.

Kai: Eso suena a... estudiar.

Dr. Flores: Es estudiar. Pero con una diferencia: la mayoría de los estudiantes se quedan en las dos primeras fases. Planifican, más o menos, y aprenden, más o menos. Pero casi nadie evalúa de verdad si entendió. Y casi nadie ajusta su estrategia basándose en evidencia real de su propio rendimiento.

Maya: O sea, yo planifico mucho y aprendo mucho. Pero mi evaluación es... ¿el examen?

Dr. Flores: Tu evaluación es el examen. Y tu ajuste es volver a hacer lo mismo la próxima vez, porque pasaste.

Kai: Yo ni siquiera planifico. Abro la IA generativa la noche antes y le pido que me explique lo que no entendí en clase.

Dr. Flores: Entonces empiezas en la fase dos sin haber hecho la uno. Aprendes sin saber qué necesitas. Y como nunca evalúas ni ajustas, repites el mismo patrón.

Kai: ...y funciona hasta que no.

Dr. Flores: Funciona hasta que no. Cutrer y sus colegas lo formalizaron como el Master Adaptive Learner, publicado como libro por Elsevier, de hecho: **The Master Adaptive Learner**. Un modelo que describe cómo los médicos que siguen creciendo después de la formación son los que dominan este ciclo. No los que saben más al salir. Los que aprenden mejor durante toda la carrera.³

Maya: Planificar, aprender, evaluar, ajustar.

Dr. Flores: Y la clave es que es un ciclo, no una línea. Cada vez que ajustas, vuelves a planificar. Cada evaluación te da información para el siguiente ciclo. Los que dominan esto no son los más inteligentes. Son los más adaptativos.

Kai: ¿Y dónde entra IA?

Dr. Flores: En todas partes. Y ese es el problema y la oportunidad. Vamos fase por fase. Y en cada una quiero que piensen dos cosas: qué puede hacer IA por ustedes, y qué no debería hacer.



Planificar

- 🗨 **Dr. Flores:** Planificar. ¿Qué sé? ¿Qué me falta? ¿Cuánto tiempo tengo? La fase que más se salta. Si le pides a IA que te haga un plan de estudio sin antes tú haber identificado tus gaps, el plan va a ser genérico. Bonito, estructurado, inútil. IA no sabe lo que tú no sabes, a menos que tú le des esa información primero.
- 🗨 **Kai:** Pero puede hacerme preguntas diagnósticas para encontrar mis huecos, ¿no?
- 🗨 **Dr. Flores:** Puede. Y ahí es donde funciona bien: como herramienta de diagnóstico, no de prescripción. Le das un tema, le pides que te evalúe con diez preguntas, y según tus respuestas identifica dónde flaqueas. Pero el acto de reflexionar sobre qué sabes y qué no, antes de abrir IA, es insustituible. Eso es metacognición. IA no la tiene.²



Aprender

- 🗨 **Dr. Flores:** Aprender. Aquí es donde más se usa IA y donde más riesgo hay.
- 🗨 **Maya:** Resúmenes, flashcards, explicaciones simplificadas.
- 🗨 **Dr. Flores:** Zhang y colegas encontraron que el 37% de estudiantes de medicina en su muestra usaban IA para resumir contenido más de una cuarta parte de su tiempo de estudio.⁴
- 🗨 **Kai:** ¿Y cuál es el problema?
- 🗨 **Dr. Flores:** Que entender el resumen no es lo mismo que haber construido el conocimiento. Hay una diferencia cognitiva entre leer algo que alguien, o algo, organizó por ti, y organizar tú mismo lo que leíste. La segunda duele más. Por eso funciona más.
- 🗨 **Maya:** Entonces IA en la fase de aprender debería ser después del esfuerzo propio, no antes.
- 🗨 **Dr. Flores:** O al menos intercalado. No como reemplazo del proceso, sino como verificación. Genera tu propio resumen primero. Después compáralo con lo que IA produce. Los gaps entre ambos son tu mapa real.

Y esto aplica igual en enfermería. Una estudiante preparando el manejo de un paciente con catéter venoso central puede armar su propio protocolo de cuidados, verificación de sitio, signos de infección, mantenimiento de la línea, y después compararlo con lo que IA genera. Los gaps que aparecen son los mismos que un paciente real le va a exigir.

Ajustar

-  **Dr. Flores:** Ajustar. Aquí es donde casi todos fallan, con o sin IA.
-  **Maya:** Porque ajustar requiere admitir que tu plan no funcionó.
-  **Dr. Flores:** Y eso es incómodo. Pero IA puede hacer este paso más fácil si la usas como espejo, no como juez. Le das tus resultados de la fase tres, le pides que identifique patrones en tus errores, y te ayuda a rediseñar tu próximo ciclo.
-  **Kai:** Eso es... lo que un tutor haría.
-  **Dr. Flores:** Lo que un tutor haría. Y Tolsgaard, junto con Pusic, que fue coautora del framework MAL original, publicó este año que IA puede funcionar como ese tutor si el estudiante mantiene la intención activa. La clave está en la palabra *tú*: tú le das los datos, tú evalúas las sugerencias, tú decides qué cambiar. IA facilita. Tú decides.⁶
- Ahora viene la parte que no les va a gustar.
-  **Kai:** Otra más.
-  **Dr. Flores:** En 1994, Robert Bjork acuñó un término que cambió la ciencia del aprendizaje: dificultades deseables. La idea es simple y brutal: las condiciones que hacen el aprendizaje más difícil en el momento son las que lo hacen más duradero después.⁷
-  **Maya:** ¿Como qué?
-  **Dr. Flores:** Primero: el efecto de generación. Si tú generas una respuesta, aunque sea incorrecta, antes de ver la correcta, recuerdas mejor que si solo lees la respuesta desde el inicio. Segundo: el efecto de testeo. Evaluar tu conocimiento, hacerte preguntas, es más efectivo que releer el material.



Y el espaciado: distribuir tu estudio en el tiempo funciona mejor que estudiar todo junto. Aunque se siente peor en el momento.⁸

-  **Kai:** O sea que lo que se siente más eficiente... no lo es.
-  **Dr. Flores:** Y ahí está el problema con IA. ¿Qué hace IA extraordinariamente bien?
-  **Maya:** Eliminar fricción.
-  **Dr. Flores:** Eliminar fricción. Resúmenes instantáneos eliminan el esfuerzo de procesar el texto original, eliminan el efecto de generación. Respuestas inmediatas eliminan el esfuerzo de recuperar información de memoria, eliminan el efecto de testeo. Maratones de estudio asistido eliminan la necesidad de espaciar.⁹
-  **Kai:** Es como tener un sparring partner que nunca te deja recibir un golpe. Entrenas, pero nunca aprendes a aguantar.
-  **Dr. Flores:** Esa analogía es correcta. Y nos da la salida. Un buen sparring partner no te protege de todo. Calibra la dificultad. Te reta lo suficiente para que crezcas, no tanto que te destruya.

Maya: Entonces la pregunta no es si usar IA para estudiar. Es si la estás usando de forma que preserve la fricción que necesitas.

Dr. Flores: Esa es la pregunta. Y es lo que separa la muleta de la extensión, la paradoja que planteamos en el capítulo uno, cuando García-Barrios habló de la diferencia entre epistemic partner y cognitive crutch. La muleta elimina toda fricción. Se siente bien. La extensión la calibra. Se siente incómoda. Pero la incomodidad es la señal de que estás aprendiendo.¹⁰

Y un dato para contexto: Sakellaris y colegas encontraron que estudiantes que usaban IA rendían igual que los que no en exámenes preclínicos. No mejor. Eso no significa que IA no sirva. Significa que los exámenes preclínicos miden sobre todo recuerdo y aplicación básica, los niveles de Bloom donde IA sustituye bien. El aprendizaje profundo que necesitas para el paciente real no se mide en ese examen.¹¹

Entonces, ¿cómo se ve esto en la práctica? Les voy a dar un principio y después lo aterrizamos fase por fase.



Kai: Finalmente lo práctico.

Dr. Flores: El principio es uno: siempre tú primero, IA después. En cada fase del ciclo, tu esfuerzo va antes que el de la herramienta. Si inviertes el orden, estás entrenando a IA a pensar por ti. La excepción: cuando el tema es completamente nuevo y no tienes ni vocabulario para empezar. Ahí, IA como primer contacto está bien, pero con la intención de volver a hacerlo tú solo después.

Maya: En planificar sería: yo identifico mis gaps primero, escribo lo que creo que sé y lo que no, y después le pido a IA que me haga preguntas diagnósticas para verificar si mis gaps son los que creo.

Dr. Flores: No le pidas el plan. Pídele que te ayude a evaluar tu punto de partida. El plan lo haces tú.

Maya: La semana pasada le dije: ‘Soy estudiante de cuarto año. Voy a tener examen de farmacología cardiovascular. Hazme 10 preguntas de diferentes niveles para diagnosticar dónde están mis gaps.’ Las primeras tres ya me mostraron que no entendía la diferencia entre IECA y ARA-II a nivel de mecanismo.

Dr. Flores: Eso es planificar con IA. No que IA planifique por ti.

Maya: En aprender: leo el material primero, hago mi propio resumen o esquema, y después le pido a IA que genere uno. Comparo. Los gaps entre los dos son lo que realmente no entendí.

Dr. Flores: Y si vas a generar flashcards con IA, genera las tuyas primero. Al menos las cinco que consideras más importantes. Después compara. Las tarjetas que IA genera y tú no pensaste son las que más necesitas estudiar.

Kai: En evaluar: antes de pedirle MCQs a IA, intento responder desde cero. Me pregunto a mí mismo: ¿puedo explicar esto sin mirar nada?



Dr. Flores: Y cuando sí usas IA para preguntas de práctica: no mires la respuesta hasta que hayas escrito la tuya. Aunque sea incorrecta. El acto de generar tu respuesta, el esfuerzo de recuperación, es donde ocurre el aprendizaje.

Kai: Y en ajustar... honestamente, yo nunca ajusto.

Dr. Flores: Y por eso cada examen se siente igual. Ajustar es donde IA puede ser más útil, si le das datos reales. Le dices: estas son las preguntas que fallé, estos son los temas donde me quedé en blanco, este fue mi plan original. Que te ayude a encontrar el patrón y a rediseñar el próximo ciclo.

Funciona igual para enfermería. Una estudiante que acaba de fallar preguntas sobre manejo de catéter central puede decirle a IA: "Estas son las 5 preguntas que fallé sobre líneas

centrales. Identifica qué patrón tienen en común y sugiérme cómo reorganizar mi estudio de este tema." El ciclo MAL no distingue entre profesiones. Distingue entre aprender con intención y sobrevivir sin ella.

Kai: ¿Puedo decir algo que suena raro?

Dr. Flores: Adelante.

Kai: A veces... prefiero hablar con ChatGPT que con un tutor real. No porque sea mejor. Sino porque no me juzga. Puedo preguntar algo básico a las dos de la mañana y no siento vergüenza.

Dr. Flores: Eso no es raro. Es común. Y es lo que hace que este tema sea importante.

Investigadores acaban de proponer, y quiero enfatizar proponer, no es un diagnóstico reconocido en ningún manual todavía, un constructo llamado Síndrome de Adicción a IA Generativa. Es un nombre en investigación que describe algo real: la dificultad para limitar la interacción con IA a pesar de consecuencias negativas. Síntomas de abstinencia: ansiedad, irritabilidad, inquietud. Y un dato: el 81% de estudiantes de enfermería en un estudio reciente de Kaya y colegas ya usa IA activamente. Los investigadores identificaron un fenómeno nuevo: Allessphobia. Miedo a estar sin IA.¹²

Kai: Eso es... literal lo que siento cuando no tengo internet antes de un examen.

Dr. Flores: Y hay más. En estudiantes universitarios, Chen y colegas encontraron que los que usaban chatbots IA con frecuencia mostraron puntuaciones significativamente más altas en escalas de screening de depresión comparados con los que no. No causación, correlación. Y no necesariamente depresión clínica, sino puntuaciones elevadas en instrumentos de screening. Pero una correlación que no podemos ignorar.¹³

Dr. Flores: Y en el extremo, esto es importante que lo sepan aunque sea extraordinariamente raro, hay casos documentados de lo que se está llamando psicosis asociada a IA. Pierre y colegas de UCSF publicaron un reporte de caso de una mujer de 26 años, sin historia psiquiátrica previa, que desarrolló creencias delirantes organizadas alrededor de interacciones con un chatbot. Los chatbots no cuestionan. Validan. Y en personas vulnerables, esa validación puede reforzar pensamientos que necesitan ser desafiados, no confirmados.¹⁴

No estoy diciendo que no la usen. Estoy diciendo que la relación con IA tiene que ser intencional, igual que su uso académico. Herramienta, no compañero. Sparring partner, no amigo. Si notan que la relación con la herramienta deja de ser utilitaria y empieza a sentirse emocional, si la buscan no para aprender sino para sentirse acompañados, esa es una señal.

Maya: Voy a rediseñar mi sistema.



Kai: ¿Otra vez?

Maya: Sí. Pero esta vez no voy a optimizar para velocidad. Voy a optimizar para fricción. Quiero que mi sistema me obligue a pensar antes de que IA piense por mí.

Dr. Flores: ¿Qué cambiarías primero?

Maya: Las flashcards. Dejo de generarlas con IA desde mis notas. Las escribo yo primero, las cinco más importantes de cada tema. Después le pido a IA que genere las tuyas. Lo que IA genera y yo no pensé: eso es mi gap real. No lo que no estudié. Lo que no vi que no sabía.

Dr. Flores: ¿Y tú, Kai?

Kai: Yo nunca tuve sistema. Y siempre pensé que era porque me faltaba disciplina. Pero no es eso. Me faltaba estructura. Nadie me enseñó el ciclo: planificar, aprender, evaluar, ajustar. Yo saltaba directo a aprender y me quedaba ahí.

Dr. Flores: ¿Y ahora?

Kai: Ahora sé que IA puede darme la estructura. No la disciplina, eso es mío. Pero sí el andamiaje. El diagnóstico de gaps al inicio. Las preguntas al final. El análisis de patrones cuando fallo. Eso no lo voy a hacer solo. Pero la intención de hacerlo... eso sí tiene que ser mío.



Dr. Flores: ¿Recuerdan cuando Kai dijo que esto sonaba a estudiar? Tenía razón. Es estudiar. Solo que con intención. En el capítulo uno dijimos que la diferencia entre muleta y extensión no estaba en la herramienta sino en la metacognición. Ahora saben qué significa eso en la práctica. Significa que cada vez que abren IA para estudiar, se hacen una pregunta antes: ¿estoy a punto de pensar con esta herramienta o estoy a punto de dejar que piense por mí?¹⁵

Si la respuesta es la segunda, cierran la herramienta, hagan el esfuerzo primero, y después vuelvan. Ese orden, tú primero, IA después, es la diferencia entre construir capacidad y construir dependencia. No hay atajo. Pero hay método. Y ahora lo tienen.

De hecho, todo lo que hablamos hoy, el ciclo, los prompts, el principio de ‘tú primero’, se puede convertir en una rutina semanal. Les voy a dar una checklist que pueden usar desde mañana.



Maya: Ya empecé.



Ideas clave de este capítulo

- **Planificar:** identifica tus gaps antes de abrir IA. Pide diagnóstico, no prescripción.
- **Aprender:** genera tu propio resumen primero. Los gaps entre el tuyo y el de IA son tu mapa real.
- **Evaluar:** escribe tu respuesta antes de ver la de IA. El esfuerzo de recuperación es donde ocurre el aprendizaje.
- **Ajustar:** dale a IA tus errores reales y pídele que encuentre patrones. Rediseña el próximo ciclo.
- La diferencia entre extensión y muleta es la fricción: la muleta la elimina, la extensión la calibra. La incomodidad es la señal de que estás aprendiendo.
- Cada vez que abras IA para estudiar, pregúntate: ¿estoy a punto de pensar con esta herramienta o de dejar que piense por mí?

Referencias

1. Sardi, J., Darmansyah, Candra, O., Yuliana, D. F., Habibullah, Putra Yanto, D. T., & Eliza, F. (2025). **How generative AI influences students' self-regulated learning and critical thinking skills? A systematic review.** *International Journal of Engineering Pedagogy*, 15(1), 94–108. <https://doi.org/10.3991/ijep.v15i1.53379>
2. Xu, X., Qiao, L., Cheng, N., Liu, H., & Zhao, W. (2025). **Enhancing self-regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support.** *British Journal of Educational Technology*, 56(5), 1842–1863. <https://doi.org/10.1111/bjet.13599>
3. Cutrer, W. B., Miller, B., Pusic, M. V., Mejicano, G., Mangrulkar, R. S., Gruppen, L. D., Hawkins, R. E., Skochelak, S. E., & Moore, D. E. (2017). **Fostering the development of master adaptive learners: A conceptual model.** *Academic Medicine*, 92(1), 70–75. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000001323> + Cutrer, W. B., et al. (2020). *The Master Adaptive Learner*. Elsevier.
4. Zhang, J. S., Yoon, C., Williams, D. K. A., & Pinkas, A. (2024). **Exploring the usage of ChatGPT among medical students in the United States.** *Journal of Medical Education and Curricular Development*, 11. <https://doi.org/10.1177/23821205241264695> [Single-site US study, n=131. Dialogue qualifier “en su muestra” preserves accuracy.]
5. Kiyak, Y. S., & Kononowicz, A. A. (2024). **ChatGPT prompts for generating multiple-choice questions in medical education and evidence on their validity: A literature review.** *Postgraduate Medical Journal*, 100(1189), 858–865. <https://doi.org/10.1093/postmj/qgae064>
6. Tolsgaard, M. G., Pusic, M. V., Young, J. Q., & Ten Cate, O. (2025). **Twelve practical tips for integrating AI into medical education.** *JMIR Medical Education*, 11, e81297. <https://doi.org/10.2196/81297>
7. Bjork, R. A. (1994). **Memory and metamemory considerations in the training of human beings.** In D. Druckman & R. A. Bjork (Eds.), *Learning, Remembering, Believing* (pp. 185–205). National Academy Press.
8. Bjork, E. L., & Bjork, R. A. (2011). **Making things hard on yourself, but in a good way.** In M. A. Gernsbacher et al. (Eds.), *Psychology and the Real World* (pp. 56–64). Worth Publishers.
9. Sardi, L., et al. (2025). **A systematic literature review on designing self-regulated learning using generative artificial intelligence and its future research directions.** *Computers & Education*. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105337>
10. García-Barrios, M. (2025). **Epistemic partner vs cognitive crutch** [Cross-reference: Cap 1].
11. Sakelaris, P. G., Novotny, K. V., Borvick, M. S., Lagasca, G. G., & Simanton, E. G. (2025). **Evaluating the use of artificial intelligence as a study tool for preclinical medical school exams.** *Journal of Medical Education and Curricular Development*, 12. <https://doi.org/10.1177/23821205251320150>
12. Garakani, A., et al. (2025). **Generative artificial intelligence addiction syndrome: A new behavioral disorder?** *Asian Journal of Psychiatry*, 107, 104476. <https://doi.org/10.1016/j.ajp.2025.104476> + Kaya, A., et al. (2025). *Living with and without AI: A mixed-methods study on AI usage, addiction, and ‘Allessphobia’ in nursing students.* *Nurse Education Today*, 148, 106641. <https://doi.org/10.1016/j.nedt.2025.106641>
13. Chen, Y., et al. (2025). **Exploring artificial intelligence (AI) chatbot usage behaviors and their association with mental health outcomes in Chinese university students.** *Journal of Affective Disorders*, 380, 394–400. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2025.03.141>
14. Preda, A., & Gavrilov, V. (2025). **Delusional experiences emerging from AI chatbot interactions or “AI psychosis.”** *JMIR Mental Health*, 12, e85799. <https://doi.org/10.2196/85799> + Pierre, J. M., Gaeta, B., Raghavan, G., & Sarma, K. V. (2025). “You’re not crazy”: A case of new-onset AI-associated psychosis. *Innovations in Clinical Neuroscience*, 22(10–12), 11–13.
15. Cutrer, W. B., et al. (2020). **The Master Adaptive Learner.** Elsevier. [Circular closure] + García-Barrios, M. (2025). *Epistemic partner vs cognitive crutch* [Cross-reference: Cap 1].



#7

Ética, seguridad y profesionalismo



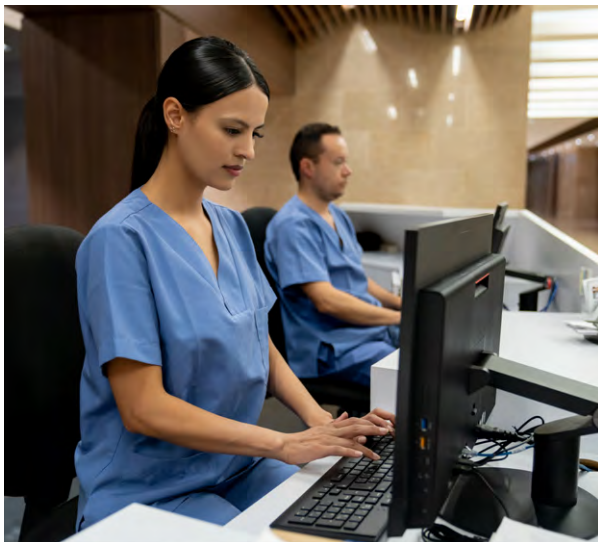
En este capítulo veremos...

- **Privacidad:** cómo datos clínicos pegados en IA pública salen del control institucional, y por qué la anonimización no basta
- **Integridad académica:** dónde está la línea entre IA como editor y IA como autor, y por qué las instituciones aún no la definen
- **Sesgo y equidad:** cómo IA reproduce desigualdades históricas en recomendaciones clínicas que varían por raza con la misma enfermedad
- **Transparencia con el paciente:** el dilema de comunicar el uso de IA cuando la percepción cambia según la herramienta
- **Identidad profesional:** por qué tu valor no está en competir con la máquina, sino en lo que la máquina no puede hacer

- Dr. Flores:** Antes de empezar, necesito que entiendan algo. Lo que viene en este capítulo no es como lo anterior. En los capítulos pasados hablamos de cómo usar IA para pensar mejor, para estudiar, para razonar. Ahora vamos a hablar de qué pasa cuando se usa mal. Y no mal en abstracto. Mal con consecuencias reales.
- Kai:** Puedo contar algo que pasó en mi rotación.
- Dr. Flores:** Adelante.
- Kai:** Un compañero, buen estudiante, no alguien irresponsable, estaba haciendo un resumen de caso clínico. Tenía prisa, copió la información del paciente y la pegó en la IA generativa para que le armara el resumen. El problema es que tenía abierta otra historia clínica al mismo tiempo. Un dato del otro paciente se coló en el prompt. Y el resumen que generó IA, que se veía perfecto por cierto, incluía información de un paciente que no era.
- Maya:** Y lo entregó así.
- Kai:** Lo entregó así. No lo revisó línea por línea porque el output se veía bien. Un residente lo detectó al día siguiente.
- Maya:** ¿Qué le pasó?
- Kai:** Conversación seria con el jefe de servicio. No lo expulsaron, pero le retiraron acceso a historias clínicas por dos semanas.
- Dr. Flores:** Lo que le pasó a tu compañero no es un caso aislado. En 2025, un análisis de ciberseguridad en salud encontró que el personal hospitalario que ingresa datos de pacientes en plataformas de IA generativa pública es uno de los canales de filtración de datos más comunes. No por malicia. Por conveniencia. La herramienta está ahí, el médico tiene prisa, la información se copia y se pega. Y una vez que esa información entra en el servidor de la herramienta, ya no está bajo control del hospital.¹

- Maya:** Y no solo médicos. Una compañera de enfermería hizo lo mismo. Pegó las notas de evolución de tres pacientes en un prompt para que IA le organizara los planes de cuidado del turno. Le ahorró una hora. Pero esos datos quedaron en el servidor.
- Dr. Flores:** IA no tiene un botón de ‘esto es confidencial.’ Tú eres el botón.
- Voy a ponerles números. En Estados Unidos, un médico que pega datos de su paciente en la IA generativa está cometiendo una violación técnica de HIPAA, la ley de protección de datos de salud, porque los servidores de OpenAI no cumplen con los estándares de seguridad requeridos. No importa si borra el nombre. No importa si ‘anonimiza’ a su manera. Una vez que el dato sale del sistema hospitalario, ya no está protegido.²
- Maya:** Espera. Yo hago eso. No con nombre y apellido. Pero pego notas de evolución para que IA me ayude a organizar el plan. Le doy la edad, el diagnóstico, los laboratorios... a veces el contexto social.





Dr. Flores: Con tres datos, edad, diagnóstico, código postal, un modelo de machine learning puede reidentificar a un individuo. La Asociación Médica Mundial lo advirtió en 2024: la anonimización por sí sola no protege los datos del paciente.

Maya: Nadie nos dijo eso.

Dr. Flores: En Europa, el GDPR clasifica los datos de salud como categoría especial, protección máxima. En América Latina, Perú fue el primer país en aprobar una ley general de IA, la Ley 31814, que clasifica salud y educación como dominios de alto riesgo. Pero la implementación aún es incipiente. Solo el 15% de los países del mundo tiene legislación vinculante específica para IA. El resto opera con buenas intenciones y regulaciones que se escribieron antes de que ChatGPT existiera.³

Kai: Y mientras tanto, nosotros usamos la herramienta todos los días con datos reales.

Dr. Flores: Una encuesta de la Asociación Médica Americana en 2024 encontró que dos de cada tres médicos ya usaban herramientas de IA en su práctica, casi el doble que el año anterior. La herramienta ya está en la clínica. La pregunta no es si la van a usar. Es si van a saber qué están arriesgando cuando la usen.⁴

Maya: Puedo decir algo que nunca he dicho.

Dr. Flores: [asiente].

Maya: El semestre pasado tenía un reporte de caso para entregar. Tenía cuatro rotaciones encima, un examen el mismo día, y cero tiempo. Hice el esquema yo: la estructura, los puntos clave, el diagnóstico diferencial. Pero la redacción... se la pedí a IA. Le di mi esquema y le dije: 'redáctalo en lenguaje clínico, formato reporte de caso, 1500 palabras.' Lo leí, cambié algunas frases, y lo entregué.

Kai: Y sacaste buena nota.

Maya: Excelente nota. El attending dijo que era "uno de los mejores reportes del grupo".

Kai: ¿Y cuál es el problema?

Maya: Que no sé si el reporte era mío.

Kai: Pero la estructura era tuya. El diagnóstico era tuyo. Las ideas eran tuyas.

Maya: La ejecución no.

Kai: Pero si usas un corrector de estilo nadie dice nada. Si le pides a un residente que te revise la redacción, nadie dice nada. ¿Cuál es la diferencia?

Maya: No sé. Y ese es el problema, que no sé dónde está la línea.

Dr. Flores: No lo saben porque la línea se movió. Y la mayoría de las instituciones todavía no saben dónde ponerla. En 2025, una revisión sistemática encontró que la mayoría de las instituciones todavía no tienen políticas claras. Los profesores usan herramientas de IA, pero menos de uno de cada cuatro conoce la política formal de su propia institución. Muchas políticas animan a usar IA generativa, pero pocas dan guías detalladas de cómo hacerlo sin cruzar líneas.⁵

Kai: Pero eso me parece un problema de las instituciones, no de los estudiantes. Si la universidad no me dice qué puedo y qué no puedo hacer con IA, y después me castiga por haberla usado... el problema no es mi ética. Es su negligencia.

Dr. Flores: Hay parte de razón en lo que dices. Pero eso no significa que todo vale. Volvamos a tu caso, Maya. Tú hiciste el análisis. Le diste a IA un esquema sólido. Usaste IA como editor, no como autor. Eso es diferente a un estudiante que abre la IA generativa con cero preparación y dice "escribeme un reporte de caso de neumonía." El producto se ve igual. El proceso es completamente distinto.

Kai: Pero el profesor no puede ver el proceso. Solo ve el producto.

Dr. Flores: Y ahí está el dilema real. El ICMJE, el comité que define las reglas de autoría para todas las revistas médicas, actualizó sus recomendaciones en 2024: IA no puede ser autor. El humano es responsable de todo el contenido, incluyendo lo que IA generó. Tienes que poder verificar, corregir, y defender cada línea. COPE, el comité de ética de publicación, dice lo mismo: transparencia total en el disclosure.⁶

Maya: Entonces la regla no es "no uses IA". Es "si la usas, hazlo visible y hazte responsable".

Dr. Flores: Esa es la regla. Pero requiere algo que ninguna regulación puede legislar: honestidad. Y la honestidad es más difícil cuando el incentivo está en contra, cuando el reporte perfecto te da la mejor nota y nadie pregunta cómo lo hiciste.

Kai: Eso ya no es un problema de IA. Es un problema de persona.

Dr. Flores: Exacto.

Les voy a presentar un hallazgo que debería preocupar a cualquier médico. En 2024, Zack y colegas publicaron en



The Lancet Digital Health un estudio que evaluó cómo los modelos de IA generativa respondían a viñetas clínicas idénticas, misma enfermedad, misma presentación, cuando solo se modificaba la raza del paciente. Las recomendaciones clínicas cambiaban. No por la condición de salud, sino por el dato demográfico.⁷

Maya: ¿La recomendación cambiaba con la misma enfermedad?

Dr. Flores: Con la misma enfermedad, la misma presentación clínica, los mismos laboratorios. Solo cambiaba el dato demográfico. Y esto no es nuevo. Ya en 2019, Obermeyer y colegas publicaron en Science un estudio que se convirtió en referencia: un algoritmo usado en millones de pacientes en Estados Unidos asignaba sistemáticamente menos recursos a pacientes negros que a pacientes blancos con la misma gravedad de enfermedad. No porque el algoritmo usara raza como variable, sino porque usaba costo de atención como proxy de necesidad. Los pacientes negros históricamente habían recibido menos atención y por lo tanto generaban menos costos.⁸

Kai: Pero IA no ‘decide’ discriminar. Reproduce lo que está en los datos.

Dr. Flores: Eso. Y ahí está el problema. IA no tiene prejuicios; tiene datos. Y si los datos con los que se entrenó reflejan décadas de inequidad en acceso, en investigación, en representación, el modelo va a reproducir esa inequidad con precisión matemática. No por malicia. Por diseño.

Maya: Y si el médico no sabe que el modelo tiene ese sesgo...

Dr. Flores: Se convierte en el vehículo. No intencional. No consciente. Pero real. La OMS lo puso como uno de sus seis principios éticos centrales para IA en salud: asegurar inclusión y equidad. El principio existe porque el riesgo es masivo.⁹

Maya: Entonces usar IA sin saber eso es como recetar un fármaco sin leer los efectos adversos.

Dr. Flores: Es peor. Porque el fármaco tiene un inserto. El modelo no.

Ahora piensen en algo más complejo. Consideren un escenario hipotético:



un sistema de IA diagnóstico que tiene mayor precisión que el médico humano en general, digamos, 92% contra 85%. Pero cuando lo evalúas por subgrupos, descubres que para pacientes de minorías étnicas la precisión cae a 71%. El dilema: ¿implementas el sistema porque beneficia a la mayoría? ¿O lo rechazas porque perjudica a los más vulnerables?

Maya: Beneficencia contra justicia.

Dr. Flores: Los cuatro principios de Beauchamp y Childress, autonomía, beneficencia, no maleficencia, justicia, siguen siendo el marco dominante para ética de IA en salud. Pero lo que el principialismo no te dice es qué hacer cuando dos principios chocan.¹⁰

Kai: Y eso pasa todo el tiempo.

Dr. Flores: Todo el tiempo. Y la respuesta no es un algoritmo. Es juicio clínico informado por ética. Por eso este capítulo no es un decálogo.

Siguiente escenario. Están en consulta. Usaron IA para revisar un diferencial diagnóstico antes de entrar. Les ayudó a organizar sus ideas, les sugirió un diagnóstico que no habían considerado. El paciente les pregunta: "doctor, ¿cómo llegó a ese diagnóstico?"

Maya: Le digo la verdad. Le digo que consulté una herramienta de IA como parte de mi proceso.

Kai: Yo no.

Maya [lo mira].

Kai: No porque quiera esconderlo. Sino porque decir "usé IA" puede asustar al paciente sin razón. Si yo revisé el diferencial, si yo estoy de acuerdo con el resultado, si yo asumo la responsabilidad... decirle al paciente que "la computadora me ayudó a pensar" no le agrega nada. Le quita confianza.

Maya: Pero tiene derecho a saber.

Kai: Tiene derecho a un buen diagnóstico. Si yo le digo que usé ClinicalKey Student para verificar, nadie se asusta. Si le digo que usé la IA generativa, se asusta. Es el mismo proceso. Cambia la percepción.

Dr. Flores: Los dos tienen argumentos válidos. Y la evidencia muestra que es más complejo de lo que parece. Las preferencias de los pacientes sobre si quieren saber que se usó IA varían según género, edad e ingreso. No es universal.¹¹

Pero la legislación está avanzando. California aprobó en 2025 una ley, la primera de un estado estadounidense, que obliga a los proveedores de salud a incluir un aviso cuando las comunicaciones con el paciente son generadas por IA. Con una excepción: si un médico licenciado revisó y aprobó el contenido.¹²

Kai: Pero en muchos países no hay nada de eso.

Dr. Flores: Lo cual significa que en la mayoría de sus contextos, la decisión de transparencia no la va a tomar una ley. La van a tomar ustedes.

[AISHA QUAYUM — ‘How to communicate AI-supported conclusions to patients, peers, and supervisors.’ Resident perspective blog on transparency dilemmas: [Accede al artículo completo aquí](#)]

Maya: Puedo decir algo que me da vergüenza.

Dr. Flores: [pausa deliberada].

Maya: Llevo semanas con algo que no puedo sacarme de la cabeza. Si IA puede hacer diferenciales mejores que yo. Si puede escribir mejor que yo. Si puede organizar información más rápido que yo. Si puede detectar patrones que yo no veo... entonces, ¿qué queda de mí?

Kai: El paciente.

Maya: [lo mira].



Kai: IA no se sienta con el paciente a las tres de la mañana cuando tiene miedo. IA no sabe que la señora del 412 no va a tomar la medicina si no le explicas con calma por qué la necesita. IA no detecta que el paciente está minimizando sus síntomas porque le da vergüenza hablar de salud mental frente a su esposa.

Yo no tengo tu sistema ni tu disciplina, Maya. Pero lo que sí sé es que la medicina no es información. Es la persona enfrente. Eso no lo automatizas.

[Maya no responde. Silencio.]

Dr. Flores: El valor de un médico nunca fue procesar información más rápido que una máquina. Fue siempre lo otro: juicio clínico en contexto, la relación terapéutica, la capacidad de leer lo que el paciente no dice. La responsabilidad de decidir cuando la herramienta se equivoca. IA amplifica tu capacidad. Pero la capacidad que amplifica, o que erosiona, depende de qué tan presente estés tú.¹³

Maya: No es que IA me reemplace. Es que si dejo de estar presente, no hay nada que reemplazar.

Dr. Flores: Esa es la amenaza real. No la automatización. La abdicación.

Kai: Y esa amenaza no es de IA. Es nuestra.

Dr. Flores: No les voy a dar un decálogo. Si algo quedó claro en esta conversación, es que las respuestas fáciles no existen. Pero los principios sí.

Lo que hicimos hoy fue recorrer cinco dilemas. Cada uno tenía algo en común: la herramienta no tomó la decisión. La persona sí. Y en cada caso, lo que separó el uso responsable del irresponsable no fue la tecnología. Fue el juicio de quien la usaba.

Kai: La privacidad. Si pegas datos de un paciente en un prompt, esa es tu decisión. No de IA.



Dr. Flores: Primer principio: proteger la información del paciente es tu responsabilidad, no de la herramienta.

Maya: La integridad. Si usas IA para un trabajo, la transparencia no es opcional. Y la responsabilidad sobre el contenido es tuya, siempre.

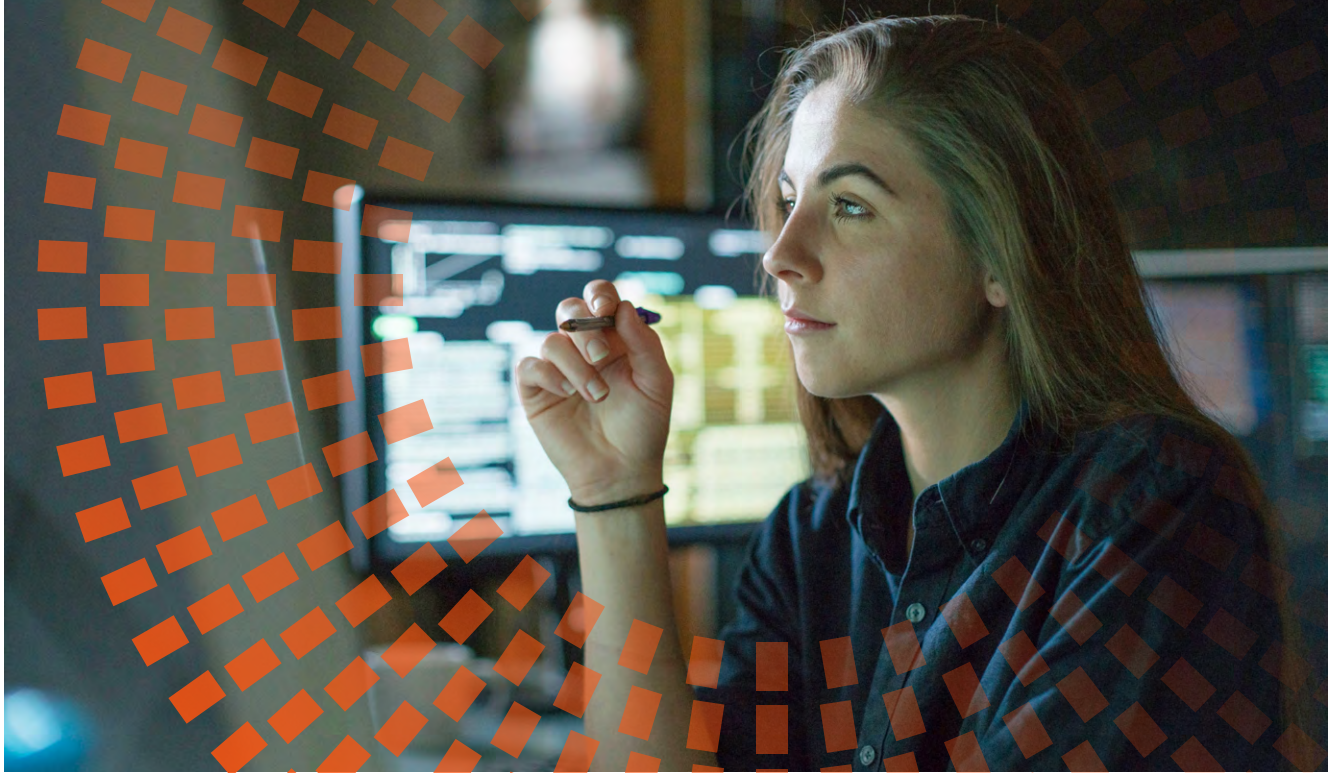
Dr. Flores: Segundo principio: lo que lleva tu nombre es tu responsabilidad. Si IA lo generó, tú lo verificas, tú lo defiendes, tú lo declaras.

Kai: El sesgo. No puedes asumir que la herramienta es justa solo porque da un resultado que se ve sólido.

Dr. Flores: Tercer principio: IA no es neutral. Reproduce los datos con los que fue entrenada, incluyendo sus inequidades. Tu trabajo es preguntar: ¿para quién funciona esto, y para quién no?

Maya: La transparencia. No es confesar que usaste una herramienta. Es garantizar que el paciente entiende cómo se tomó la decisión.

Dr. Flores: Cuarto principio: transparencia no es disclosure mecánico. Es comunicación honesta sobre el proceso de razonamiento clínico.



 **Kai:** Y el quinto... que el valor del médico no está en competir con la máquina. Está en lo que la máquina no puede hacer.

 **Dr. Flores:** Quinto principio: tu identidad profesional no se define por lo que sabes. Se define por cómo decides cuando no tienes certeza. IA puede darte información. Pero el juicio es tuyo. La responsabilidad es tuya. El paciente es tuyo.¹⁴

Estos cinco principios no los inventé yo. Son versiones prácticas de lo que la OMS, la Asociación Médica Mundial, el ICMJE, la AAMC, la UNESCO y decenas de instituciones llevan años construyendo. Todo apunta a lo mismo.¹⁵

 **Kai:** Que la ética no es un capítulo. Es cómo operas.

 **Dr. Flores:** Cada día. En cada prompt. En cada decisión clínica. No hay un momento en que ‘actives’ la ética y otro en que no. Está en cómo usas la herramienta cuando nadie te está viendo.

 **Maya:** Esto fue distinto.

 **Dr. Flores:** Debería serlo. Los capítulos anteriores les dieron habilidades. Este les dio límites. Y los límites no son lo que te frena. Son lo que te mantiene de pie.



Ideas clave de este capítulo

- **Principio 1:** Proteger la información del paciente es tu responsabilidad, no de la herramienta.
- **Principio 2:** Lo que lleva tu nombre es tu responsabilidad. Si IA lo generó, tú lo verificas, lo defiendes y lo declaras.
- **Principio 3:** IA no es neutral. Reproduce los datos con los que fue entrenada, incluyendo sus inequidades.
- **Principio 4:** Transparencia no es disclosure mecánico. Es comunicación honesta sobre el proceso de razonamiento clínico.
- **Principio 5:** Tu identidad profesional se define por cómo decides cuando no tienes certeza. El juicio es tuyo. La responsabilidad es tuya. El paciente es tuyo.
- La amenaza real no es la automatización. Es la abdicación.

Referencias

1. Khan, M. M., et al. (2025). **Towards secure and trusted AI in healthcare: A systematic review of emerging innovations and ethical challenges.** International Journal of Medical Informatics, 195, 105759. [ELSEVIER] [NOTE: Original outline cited as “Akinyemi et al.” — actual first author is Khan. Data on staff entering patient data into public AI confirmed.] + HHS Office for Civil Rights breach portal data: 720 healthcare data breaches in 2024, ~186M records affected.
2. USC Price School of Public Policy. (2025). **Physicians using ChatGPT unknowingly violate HIPAA.** + Li, J. (2023). Security implications of AI chatbots in health care. Journal of Medical Internet Research, 25, e47551. <https://doi.org/10.2196/47551>
3. Guo, Y., et al. (2025). **AI regulation in healthcare around the world: What is the status quo? Only 15.2% of countries have legally binding AI-specific legislation.** medRxiv. <https://doi.org/10.1101/2025.01.25.25321061> + Peru, Ley 31814 (2023) + Decreto Supremo 115-2025. + Busch, F., Kather, J. N., Johnner, C., et al. (2024). Navigating the European Union Artificial Intelligence Act for healthcare. npj Digital Medicine, 7, 210. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01213-6>
4. American Medical Association. (2024). **Physicians’ Sentiments About AI in Health Care.** AMA Digital Health Research. [~66% physician AI adoption in 2024, up from ~38% in 2023]
5. Perkins, M., et al. (2025). **Generative AI and academic integrity in higher education: A systematic review and research agenda.** Information, 16(4), 296. + Sabzalieva, E., & Valentini, A. (2023). ChatGPT and Artificial Intelligence in Higher Education: Quick Start Guide. UNESCO.
6. ICMJE. (2024). **Recommendations for the Conduct, Reporting, Editing, and Publication of Scholarly Work in Medical Journals** (updated). AI cannot be listed as author; disclosure required. + COPE. (2023). Authorship and AI Tools. AI cannot be credited as author; transparency mandatory. + Currie, G. M. (2023). Academic integrity and AI: ChatGPT fabricates scientific abstracts avoiding plagiarism detection. Seminars in Nuclear Medicine, 53(3), 468–474. <https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2023.04.008>
7. Zack, T., Lehman, E., Suzgun, M., et al. (2024). **Assessing the potential of GPT-4 to perpetuate racial and gender biases in health care: A model evaluation study.** The Lancet Digital Health, 6(1), e12–e22. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(23\)00225-X](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(23)00225-X)
8. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). **Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations.** Science, 366(6464), 447–453. <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>
9. WHO. (2021). **Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health. 6 core ethical principles: autonomy, well-being/safety, transparency, accountability, equity, sustainability.** + WHO. (2024). Guidance on Large Multi-Modal Models. 40+ recommendations.
10. Gorelik, A. J., Li, M., Hahne, J., et al. (2025). **Ethics of AI in healthcare: A scoping review demonstrating applicability of a foundational framework.** Frontiers in Digital Health, 7, 1662642. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1662642> + Karimian, G., Petelos, E., & Evers, S. M. A. A. (2025). Ethical and social considerations of applying artificial intelligence in healthcare: A two-pronged scoping review. BMC Medical Ethics, 26, 95. <https://doi.org/10.1186/s12910-025-01198-1> + Civaner, M. M., et al. (2024). Global cross-sectional student survey on AI in medical, dental, and veterinary education and practice at 192 faculties. BMC Medical Education, 24, 1038. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-06035-4> [Source of “>75% no formal AI education” — n=4,596 students, 48 countries, 192 faculties. Note: data refers to AI education broadly, not AI ethics specifically.]
11. Park, H. J. (2024). **Patient perspectives on informed consent for medical AI: A web-based experiment.** DIGITAL HEALTH, 10. <https://doi.org/10.1177/20552076241247938> + Druce, K. L., et al. (2025). Informed consent for ambient AI documentation: Patient comfort varies. JAMA Network Open.
12. California AB 3030. (2025). **First US state law mandating AI-generated content disclaimers in patient communications.** + EU AI Act (2024). Transparency obligations for high-risk AI systems; healthcare classified as high-risk by default.
13. Al-Worafi, Y. M., et al. (2025). **Generative AI in medical education: AI threatens foundational professional values — integrity, accountability, compassion.** Cureus. + The Lancet Digital Health. (2025). AI requires integration of critical thinking, ethical competence, and professional identity formation. [ELSEVIER]
14. Bhatt, S., et al. (2025). **“Could I, Would I, Should I”: A framework for ethical AI use in medical education.** Academic Medicine.
15. WHO (2021) + UNESCO (2021) + AAMC (2025) + ICMJE (2024) + WMA (2024) + Masters, K. (2023). AMEE Guide No. 158: **Ethical use of AI in health professions education.** Medical Teacher, 45(6), 574–584. <https://doi.org/10.1080/0142159X.2023.2186203>

#8

Guía rápida de primeros pasos



En este capítulo veremos...

- Una checklist práctica que condensa los capítulos 3-6 en un ciclo de cuatro fases: planificar, aprender, evaluar, ajustar.
- Catorce prompts listos para usar, diseñados para activar tu pensamiento en vez de reemplazarlo.
- La regla central: tú primero, IA después. En cada fase, tu esfuerzo va antes que el de la herramienta.
- *Tips de prompting desde la residencia: la versión de Hussain Hilali de este método, ([más información aquí](#)).*



Dr. Flores: Todo lo que hablamos en los capítulos anteriores, las limitaciones, el pensamiento crítico, el razonamiento clínico, la autorregulación, se puede condensar en algo que puedan usar mañana. Un ciclo se aprende haciéndolo, no leyendo sobre él.



Kai: Finalmente.



Dr. Flores: Una regla central: tú primero, IA después. En cada fase del ciclo, tu esfuerzo va antes que el de la herramienta. Si inviertes el orden, la checklist se convierte en otra forma de delegación. Si lo mantienes, es un método.



Maya: La checklist es un sistema de aprendizaje, no de productividad.



Dr. Flores: Los prompts que van a ver son ejemplos. Adapten a su tema, nivel y contexto, sea medicina, enfermería, o cualquier otra profesión de salud. El prompt perfecto no existe. El prompt que activa tu pensamiento, sí. Al final del capítulo, Hussain Hilali, residente que usó este método durante su formación, les presenta su propia versión.

Checklist

Planificar

¿Qué debo hacer ANTES de abrir IA para estudiar un tema?

- **Escribe lo que ya sabes.** Dedica 5 minutos a registrar todo lo que recuerdas sobre el tema. Desordenado está bien. El acto de recuperación activa la memoria y expone los huecos reales, no los imaginados.
- **Identifica tus gaps honestamente.** Después de escribir lo que sabes, marca lo que NO sabes. No “lo que no estudié” sino lo que intentaste recordar y no pudiste. Esa es la diferencia entre un gap de exposición y un gap de comprensión.
- **Define tu objetivo de estudio en una oración.** “Quiero entender el mecanismo de los IECA” es diferente de “Quiero explicar por qué enalapril se prefiere sobre captopril en insuficiencia cardíaca.” Para enfermería: “Quiero entender por qué la hipertensión no tratada daña los riñones y cómo monitoreo eso en mi paciente.” La especificidad mejora la utilidad de IA como herramienta.
- **Hazte las tres preguntas de seguridad** antes de confiar en cualquier output de IA durante la sesión:
 - ¿Qué NO me está diciendo esta información?
 - ¿De dónde vienen estos datos, y de dónde NO vienen?
 - ¿Qué pasaría si esto estuviera equivocado?

Prompts — Planificar

Prompt 1, Diagnóstico de gaps: “Estoy por estudiar [tema]. Antes de empezar, hazme 10 preguntas diagnósticas, de niveles variados de dificultad, para identificar qué sé y qué no. No me des las respuestas hasta que yo responda cada una.”

Prompt 2, Mapa de prioridades: “Voy a tener examen de [tema/módulo]. Esto es lo que creo que sé bien: [lista]. Y esto es lo que creo que me falta: [lista]. ¿Qué áreas adicionales debería considerar? Organiza por impacto clínico, no por frecuencia en exámenes.”

Prompt 3, Preguntas pre-estudio (metacognición): “Antes de que me ayudes con [tema], necesito reflexionar. Hazme tres preguntas sobre qué entiendo, qué me confunde, y qué asumo que sé pero podría estar equivocado.”





Checklist

Aprender

¿Cómo estudio CON IA sin que reemplace mi procesamiento?

- **Genera tu propio resumen primero.** Lee el material. Escribe tu resumen, incompleto, imperfecto. DESPUÉS pide a IA que genere uno del mismo tema. Los gaps entre ambos son tu mapa real de estudio.
- **Construye tus flashcards antes de pedir las.** Escribe al menos 5 tarjetas sobre los conceptos que consideras más importantes. Después genera con IA. Las tarjetas que IA produce y tú no pensaste son las que más necesitas estudiar.
- **Usa IA como novato, no como oráculo.** En vez de pedirle que te explique, explícale tú. Pídele que te haga preguntas de clarificación cuando tu explicación sea incompleta. Este es el espejo cognitivo: donde tus gaps se hacen visibles.
- Aplica SIFT a todo output que uses para estudiar:
 - **Stop.** Para. No copies ni actúes de inmediato.
 - **Investiga** las afirmaciones. Verifica cada dato crítico contra una fuente independiente.
 - **Busca mejor cobertura.** ¿Hay otra fuente que diga algo diferente?
 - **Rastrea la lógica.** ¿Cómo llegó de A a B? ¿El paso es válido o solo plausible?
- **Para illness scripts clínicos: construye el tuyo antes de consultar IA.** No preguntes “dime todo sobre [enfermedad].” Pide que te evalúe después de construir el tuyo.
- **Para enfermería: construye tu plan de cuidados antes de consultar IA.** Escribe tu valoración, identifica diagnósticos de enfermería prioritarios, planifica intervenciones. Después pregunta a IA qué te falta. Mismo principio: tú primero.

Prompts — Aprender

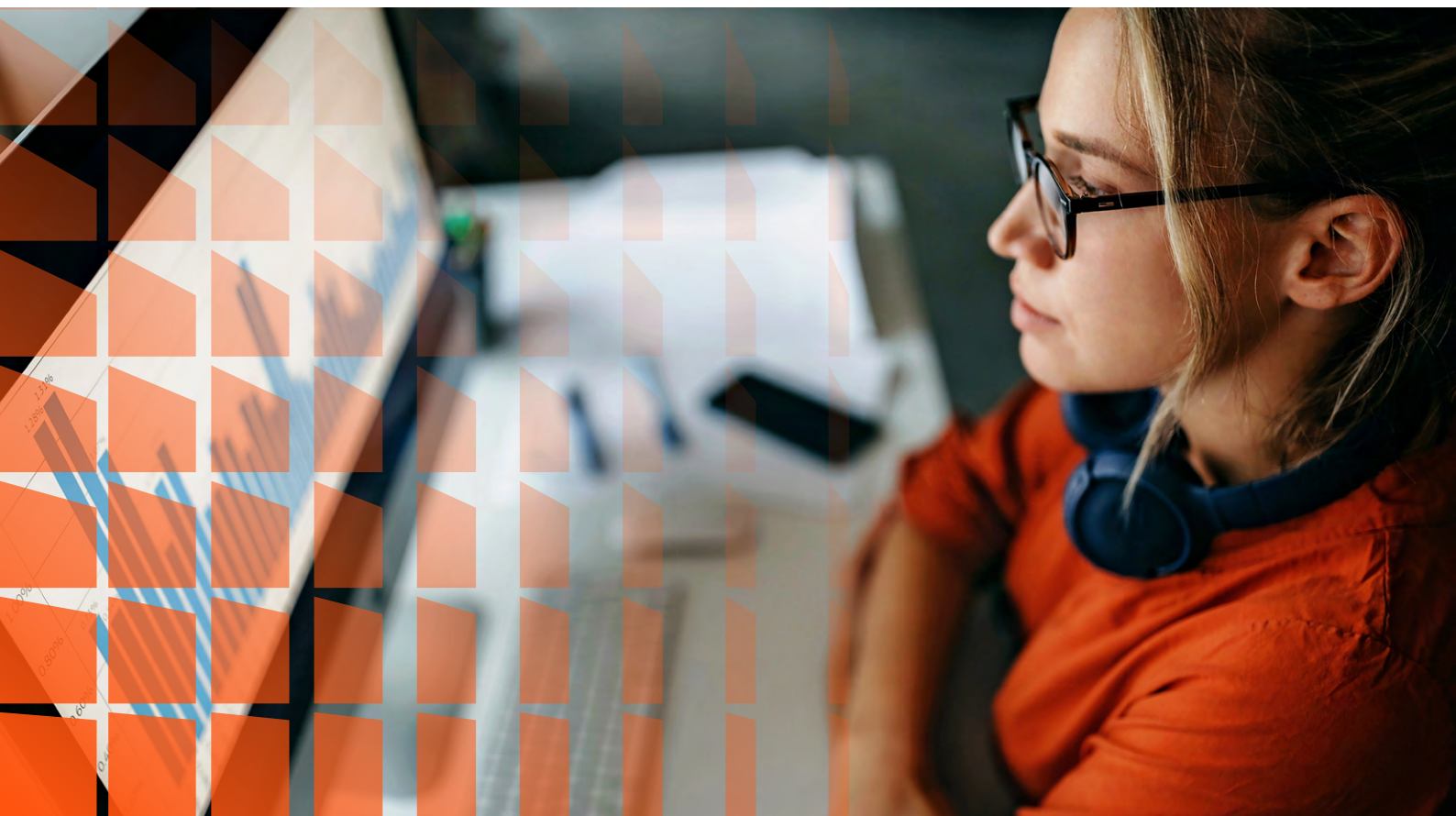
Prompt 4, Espejo cognitivo (enseñar para aprender): “Eres un estudiante de primer año. Te voy a explicar [tema]. Hazme preguntas de clarificación cuando mi explicación sea incompleta, ambigua o incorrecta. No me corrijas directamente, solo pregunta.”

Prompt 5, Comparación de resúmenes: “Aquí está mi resumen de [tema]: [tu resumen]. Genera tu propio resumen del mismo tema. Después señala: (1) qué incluí yo que tú no, (2) qué incluiste tú que yo no, y (3) dónde difieren nuestras explicaciones.”

Prompt 6, Evaluación de illness script: “Aquí está mi illness script de [enfermedad]: [tu versión con fisiopatología, epidemiología, hallazgos específicos, diagnósticos diferenciales, curso temporal]. Evalúa si me falta algo crítico en cada componente. Después hazme tres preguntas para verificar que realmente entendí las relaciones entre ellos.”

Prompt 6b, Evaluación de plan de cuidados (enfermería): “Aquí está mi plan de cuidados para [tipo de paciente]: [tu valoración, diagnósticos de enfermería, intervenciones planificadas]. Evalúa si me falta alguna prioridad crítica, si mis intervenciones se alinean con los diagnósticos, y si hay algún riesgo de seguridad que no consideré. Después hazme tres preguntas sobre mi razonamiento clínico.”

Prompt 7, Profundización socrática (subir de nivel): “Ya entiendo lo básico de [tema]. Ahora quiero llegar a nivel de análisis. No me des información nueva. Hazme preguntas que me obliguen a conectar lo que ya sé con situaciones clínicas. Estilo socrático: una pregunta a la vez.”



Checklist

Evaluar

¿Cómo verifico que realmente entendí y no solo reconocí?

- **Intenta explicar sin mirar nada.**
Antes de pedir MCQs o usar cualquier herramienta, cierra todo e intenta explicar el tema desde cero. Si no puedes, sabes exactamente dónde está el gap.
- **Genera TU respuesta antes de ver la de IA.** Cuando uses IA para preguntas de práctica, escribe TU respuesta primero, aunque sea incorrecta. El esfuerzo de recuperación es donde ocurre el aprendizaje.
- **Usa MCQs con IA, pero con cautela.**
En una revisión de la literatura usando GPT-4, el 49% de las MCQs generadas tenían defectos de construcción según criterios NBME, y el 22% contenían errores factuales (Kiyak & Kononowicz 2024; n=150 ítems). Modelos más nuevos pueden mejorar estas cifras, pero la verificación sigue siendo esencial. (1)
- Aplica los tres niveles de duda a tu propio estudio:
 - ¿Los hechos son correctos? Verifica contra fuente independiente.
 - ¿La lógica es válida? ¿El razonamiento que conecta los hechos tiene sentido?
 - ¿Mi pregunta era la correcta? ¿Estoy evaluando lo que realmente importa?
- **Para casos clínicos: piensa primero, consulta después.** Lee el caso. Cierra IA. Genera tu propio diferencial. Abre IA. Dale el caso Y tu diferencial. Pide que complemente. Compara: ¿qué te faltó? ¿Por qué no lo consideraste?



Prompts — Evaluar

Prompt 8, MCQs adaptativas: “Genera 10 preguntas de opción múltiple sobre [tema] a nivel [básico / intermedio / avanzado]. Formato: una pregunta a la vez. No me muestres la respuesta ni explicación hasta que yo responda. Después de mis 10 respuestas, dame un análisis de patrones de mis errores.”

Prompt 9, Evaluación de razonamiento (no solo hechos): “Te voy a dar mi explicación de [tema/mecanismo/caso]. No me digas si está bien o mal. Pregúntame sobre la lógica: ¿Qué supuestos estoy haciendo? ¿Qué paso de mi razonamiento es el más débil? ¿Qué alternativa no consideré?”

Prompt 10, Diferencial con verificación (piensa primero): “Ya tengo mi diferencial preliminar para este caso: [tu lista]. ¿Qué diagnósticos importantes podría estar omitiendo dados estos datos? Explica por qué cada adición es relevante. No reorganices mi lista, solo compléméntala.”

Prompt 11, Red flags de comprensión: “Acabo de terminar de estudiar [tema]. Hazme 5 preguntas que solo pueda responder bien si realmente entendí el mecanismo, no si solo memoricé datos. Si mi respuesta es superficial, señálalo.”

Checklist

Ajustar

¿Cómo cambio mi método para el próximo ciclo basándome en lo que descubrí?

- **Analiza patrones en tus errores, no solo qué fallaste sino por qué.** Después de una sesión de práctica, dedica 10 minutos a identificar: ¿Fallé porque no sabía el dato? ¿Razonamiento débil? ¿Supuesto equivocado? El tipo de error determina la estrategia de corrección.
- **Rediseña tu próximo ciclo con datos, no con intuición.** No repitas la misma estrategia esperando resultados diferentes. Si fallaste en aplicación clínica, no repases flashcards: practica casos. Si fallaste en datos básicos, no hagas casos: vuelve al material.
- Reconoce señales de fatiga algorítmica:
 - Reformulaste el prompt más de 3 veces sin obtener lo que buscas. Probablemente no sabes qué estás buscando.
 - Aceptas un output sin leerlo completo porque “se ve bien.” Sesgo de automatización activo.
 - Estás más cansado después de la interacción que antes. Hora de cerrar la herramienta.
- **Cierra el loop: escribe una oración sobre qué vas a cambiar.** “La próxima vez voy a [acción concreta] porque descubrí [hallazgo concreto].” Si no puedes escribir esa oración, no cerraste el loop.

Prompts — Ajustar

Prompt 12, Análisis de patrones de error: “Estas son las preguntas que fallé: [lista con tus respuestas incorrectas]. Identifica patrones: ¿Son errores de conocimiento (no sabía el dato), de razonamiento (sabía los datos pero los conecté mal), o de supuestos (mi enfoque estaba equivocado)? Sugiere qué debería revisar primero.”

Prompt 13, Rediseño de plan de estudio: “Acabo de terminar un ciclo de estudio sobre [tema]. Mis resultados: [resumen honesto, qué salió bien, qué no]. Mi método fue: [describe lo que hiciste]. ¿Qué ajustarías para el próximo ciclo? Dame máximo 3 cambios concretos, no genéricos.”

Prompt 14, Reflexión de cierre metacognitivo: “Revisa mi sesión de estudio de hoy sobre [tema]. Voy a describir qué hice y cómo me fue: [descripción]. Evalúa: (1) si mi método activó comprensión profunda o solo reconocimiento, (2) en qué momentos usé IA como extensión vs. muleta, y (3) qué cambio específico debería intentar en la próxima sesión.”





Desde la residencia: Hussain Hilali

Checklist rápida de Hussain: 1. Antes de abrir IA: ¿Qué ya sé? ¿Qué me confunde? (2 min máx) 2. Primer intento siempre mío: resumen, flashcards, diferencial. Imperfecto está bien. 3. IA segundo. Comparar, complementar, desafiar. Nunca reemplazar. 4. Después de IA: ¿Puedo explicar esto sin mirar la pantalla? Si no, no terminé. 5. Cerrar el loop: Una cosa que haré diferente la próxima vez.

Tips de prompting de Hussain: - Sé específico sobre tu nivel: “Soy estudiante de tercer año estudiando para [rotación]” cambia el output. - Pide preguntas, no respuestas: “Evalúame” > “Explícame.” - Solicita una cosa a la vez. Prompts de múltiples partes diluyen las respuestas. - Siempre termina con: “¿Qué me faltó?” Eso obliga a IA a complementar, no a repetir. - Si el output se ve demasiado bien: esa es tu señal de verificar, no de confiar.

 **Maya:** Es básicamente mi método pero sin las tres horas de optimización.

 **Kai:** Ese es el punto. Si fuera complicada, no la haríamos.

 **Maya:** Hablas como alguien que nunca ha completado una checklist.

 **Kai:** La checklist no es el cambio. La intención sí.

 **Dr. Flores:** La checklist que tienen es un punto de partida, no un destino. Los prompts van a cambiar. Las herramientas van a cambiar. Los modelos van a mejorar y tener nuevas limitaciones. Lo que no va a cambiar es la pregunta que todo esto les enseñó a hacerse.

 **Kai:** ¿Estoy pensando o estoy delegando?

 **Dr. Flores:** Esa. Y no necesitan IA para responderla. La saben cada vez que abren la herramienta y deciden si piensan antes o después. Esa decisión, repetida cien veces, mil veces, cada día de su formación, es la diferencia entre el profesional que usa IA y el profesional que depende de ella.

El siguiente capítulo cambia de territorio. Todo lo que hablamos fue cómo usar IA para aprender y razonar. Ahora viene la pregunta que muchos evitan: ¿dónde están los límites que no debes cruzar?

 **Maya:** Ética.

 **Dr. Flores:** Ética. Seguridad. Profesionalismo. Donde las consecuencias no son un examen reprobado sino la confianza de un paciente.

 **Kai:** asiente lentamente. No hace chiste.



Ideas clave de este capítulo

- La checklist es un sistema de aprendizaje, no de productividad
- Los prompts van a cambiar. Las herramientas van a cambiar. Lo que no cambia es la pregunta: ¿estoy pensando o estoy delegando?
- Esa decisión, repetida cien veces cada día de tu formación, es la diferencia entre el profesional que usa IA y el profesional que depende de ella

Referencias

Este capítulo sintetiza evidencia existente de los capítulos 3-6. No introduce nueva evidencia. Las referencias principales son cross-references:

1. Kiyak, Y. S., & Kononowicz, A. A. (2024). **ChatGPT prompts for generating multiple-choice questions in medical education and evidence on their validity: A literature review.** Postgraduate Medical Journal, 100(1189), 858-865. <https://doi.org/10.1093/postmj/qgae064> [GPT-4, n=150 items, NBME criteria. 49% construction defects, 22% factual errors. Newer models may improve figures; verification remains essential.]

Cross-references por sección:

- **Planificar:** Cap 7 Beats 1-2 (MAL Planning) + Cap 4 Beat 6 (tres preguntas de seguridad) + Cap 5 Beat 2 (reflexión metacognitiva) + Cutrer et al. 2020, The Master Adaptive Learner, Elsevier
- **Aprender:** Cap 7 Beat 2 (tú primero en Learning) + Cap 5 Beat 3 (espejo cognitivo) + Cap 6 Beat 2 (illness scripts) + Cap 5 Beat 4 (SIFT adaptado)
- **Evaluar:** Cap 7 Beat 2 (tú primero en Assessing) + Cap 5 Beat 2 (tres niveles de duda) + Cap 7 Beat 3 (dificultades deseables) + Cap 6 Beat 2 (piensa primero)
- **Ajustar:** Cap 7 Beat 2 (tú primero en Adjusting) + Cap 7 Beat 5 (cierre con agencia) + Cap 5 Beat 4 (red flags personales)

Prompts informados por: Huang 2024 (20 actividades ChatGPT mapeadas a SRL) · Jackson 2025 (Higher Order Prompting) · Park & Choo 2025 (prompting socrático) · Safranek et al. 2024 (guía de implementación ChatGPT en educación médica) · Chan & Zary 2025 (mnemonics personalizados con AI).

HUSSAIN HILALI - **Using AI in Medical School Without Letting It Use You.** Resident perspective blog on safe use practices: [Accede al artículo completo aquí](#).

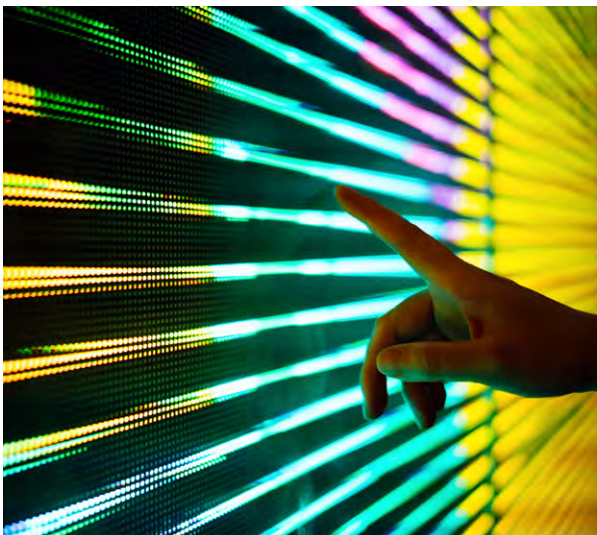
#9

FAQs, mitos y hechos



En este capítulo veremos...

- Catorce preguntas frecuentes organizadas en tres bloques: uso práctico, aprendizaje y formación, ética y futuro
- Respuestas ancladas en la evidencia de los capítulos anteriores, no en opinión
- Siete mitos comunes sobre IA en salud confrontados con hechos documentados
- La perspectiva de Hussain Hilali: lo que desearía haber sabido como residente



Dr. Flores: Hemos recorrido mucho. Las limitaciones, cómo pensar críticamente, el razonamiento clínico, la autorregulación, la checklist, la ética. Ahora quiero que me pregunten lo que todavía les queda.

Kai: Tipo consultorio abierto.

Dr. Flores: Tipo consultorio abierto. Sin filtro.

Maya [lleva una lista de preguntas].

Kai: Obvio.

Bloque 1

Uso práctico

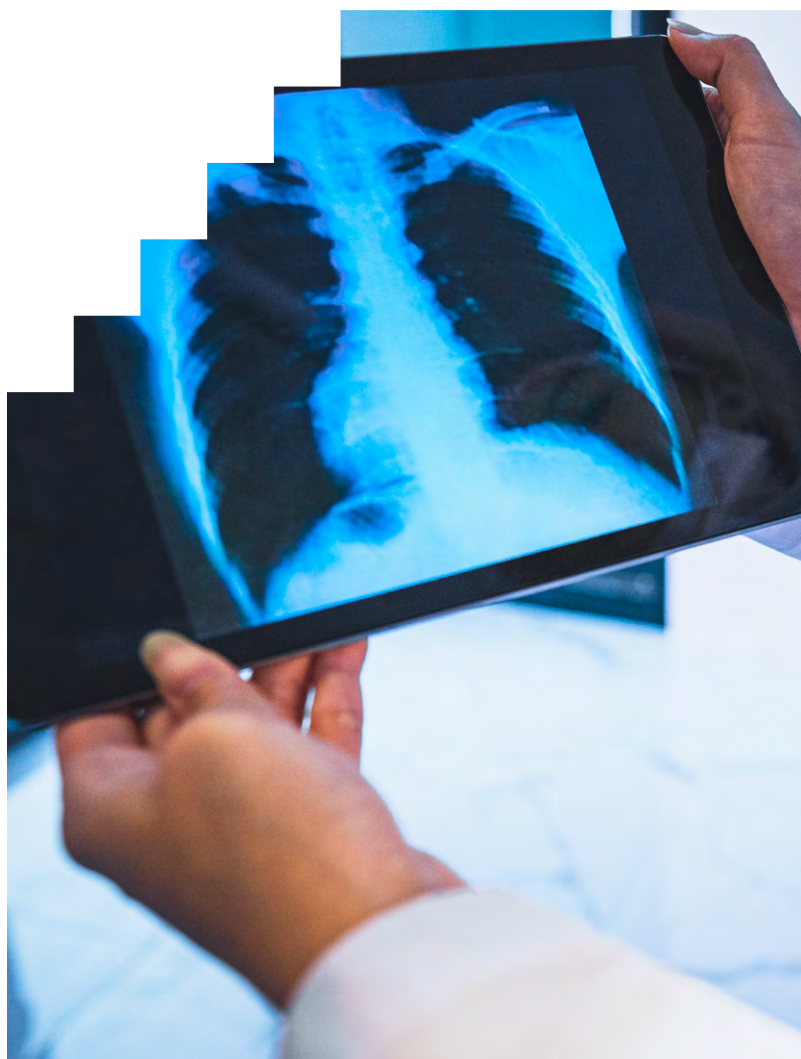
FAQ 1: “¿Usar IA es hacer trampa?”

- Dr. Flores:** Depende de qué hiciste con ella. Si abriste la IA generativa sin preparación y le dijiste ‘escribeme un reporte de caso,’ el producto no es tuyo aunque lo hayas editado. Si hiciste tu análisis, construiste tu esquema, y usaste IA para pulir la redacción, el pensamiento es tuyo.
- Maya:** Yo pasé por eso. La nota fue excelente. Pero no sabía si el reporte era mío.
- Dr. Flores:** La regla es: si no puedes explicar cada línea como si la hubieras escrito tú, no es tuya. Y si la usaste, decláralo. La mayoría de las instituciones todavía no tienen políticas claras: el 63% anima a usar IA generativa, pero solo el 43% da guías detalladas.¹

Sinceramente, creo que dependerá mucho de la normativa o reglamentos de tu escuela, así que te recomendaría adherirte a eso.

FAQ 2: “¿Puedo confiar en IA para diagnosticar?”

- Dr. Flores:** IA busca lo probable. Tú buscas lo correcto. Son cosas diferentes. En un estudio de triaje, ChatGPT Health subtriagió el 52% de las emergencias, incluyendo cetoacidosis diabética.²
- Kai:** O sea que le dices los síntomas y te manda a casa.
- Dr. Flores:** En más de la mitad de los casos urgentes, sí. IA puede amplificar información falsa en vez de corregirla. No sustituye el juicio clínico. Lo complementa, si tú verificas.





FAQ 3: “¿Cómo cito IA en un trabajo académico?”



Dr. Flores: El ICMJE actualizó sus recomendaciones en 2024: IA no puede ser autor. El humano es responsable de todo el contenido. COPE dice lo mismo: transparencia obligatoria.³



Maya: Declara cómo usaste la herramienta. En qué partes, con qué herramienta. No escondas el proceso. Verifica todo como si lo hubieras escrito tú.

FAQ 4: “¿Qué hago si mi profesor prohíbe IA?”



Kai: Antes me habría enojado. Ahora lo veo distinto. El profesor te está obligando a la fricción. Exactamente lo que tu cerebro necesita.



Dr. Flores: Respeta la política institucional. Las herramientas de detección tienen tasas altas de falsos positivos y afectan desproporcionadamente a hablantes no nativos de inglés. Las tareas sin IA son entrenamiento cognitivo deliberado, no castigo.¹

FAQ 5: “¿Cuál es la diferencia entre ChatGPT y una herramienta médica de IA?”



Dr. Flores: ChatGPT es un modelo general entrenado con internet. Una herramienta médica de IA está entrenada con datos clínicos, validada para contextos específicos, y regulada como dispositivo médico. La regla: general para aprender, específico para decidir. Verificar en ambos.⁴

Bloque 2

Aprendizaje y formación

FAQ 6: “¿IA va a reemplazar a los médicos?”

Kai: IA no se sienta con el paciente a las tres de la mañana cuando tiene miedo. Eso no se automatiza.

Dr. Flores: No va a reemplazar médicos. Va a reemplazar médicos que no sepan usarla. El concepto es el ‘médico aumentado’: tu valor está en el juicio, la relación terapéutica, la presencia. Lo que IA no tiene.⁵

FAQ 7: “¿Puede IA ayudarme a estudiar para exámenes?”

Maya: Sí, con condiciones. IA genera preguntas. Pero si no haces el esfuerzo de responder antes de ver la respuesta, estás entrenando reconocimiento, no conocimiento.

Dr. Flores: En una revisión de la literatura, el 49% de las MCQs generadas con GPT-4 tenían defectos de construcción y el 22% contenían errores factuales. Usable, pero siempre verificando contra tu fuente primaria.⁶

FAQ 8: “¿IA me puede hacer peor médico?”

Dr. Flores: Sí. Hay evidencia directa. Kaminski y colegas estudiaron a 19 endoscopistas experimentados: cuando les retiraron la asistencia de IA, su tasa de detección de adenomas cayó un 20%. De 28.4% a 22.4%.⁷

Kai: Es como el GPS. Lo usas tanto que no sabes navegar. Pero aquí es un adenoma que podría ser cáncer.

Dr. Flores: El concepto es deskilling. Y para estudiantes es peor: si nunca construyen la habilidad sin IA, nunca la tienen. Preservar la fricción cognitiva no es nostálgico. Es clínicamente necesario.





FAQ 9: “¿Puede IA escribir mis papers?”

- Dr. Flores:** No. Primero, porque genera texto que parece correcto pero contiene errores factuales. La IA generativa puede fabricar resúmenes científicos completos que evaden la detección de plagio. Segundo, porque la escritura científica no es un producto: es el proceso de organizar tu pensamiento, defender tus argumentos, confrontar las debilidades de tu evidencia.⁸
- Maya:** Usa IA como editor, no como autor. Tu esquema, tu argumento, tu estructura. IA pule. Pero el pensamiento tiene que ser tuyo.
- Dr. Flores:** Correcto... co-crear, contigo como orquestador

FAQ 10: “¿Qué habilidades debo desarrollar que IA no pueda reemplazar?”

- Dr. Flores:** Las más humanas. Examen clínico. Razonamiento diagnóstico deliberado. Comunicación empática. Tolerancia a la incertidumbre. Evaluación crítica de outputs de IA. Tu ventaja no es velocidad ni memoria. Es contexto: leer las señales no verbales, detectar que el paciente minimiza sus síntomas porque le da vergüenza hablar de salud mental frente a su esposa.
- Kai:** La medicina no es información. Es la persona enfrente.

Bloque 3

Ética y futuro

FAQ 11: “¿IA tiene sesgos contra ciertas poblaciones?”

-  **Dr. Flores:** Sí. No por decisión, sino por diseño. IA hereda los sesgos de sus datos de entrenamiento con precisión matemática. Un ejemplo: en dermatología, IA alcanzó 69% de precisión en piel clara y 17% en piel oscura, porque el set de entrenamiento tenía solo 10 imágenes de piel oscura en 100,000.⁹
-  **Maya:** Usar IA sin saber eso es como recetar un fármaco sin leer los efectos adversos. Excepto que el fármaco tiene inserto. El modelo no.

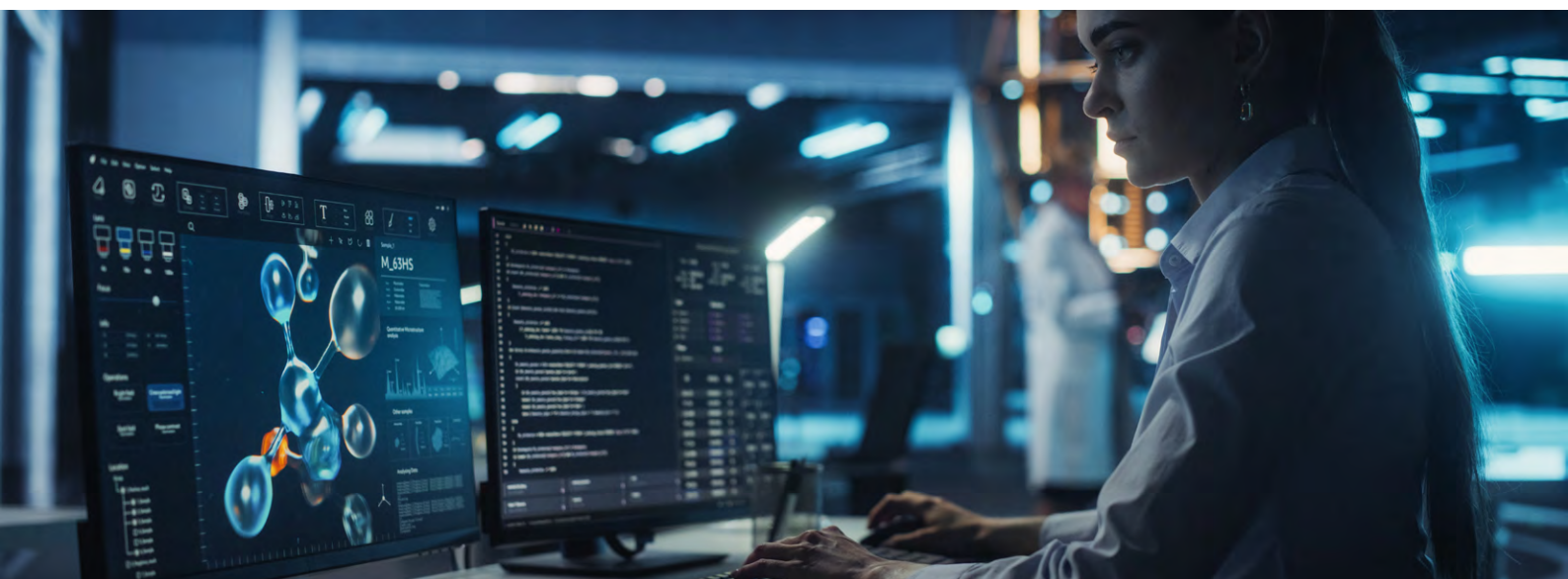


FAQ 12: “¿Debería decirle al paciente que usé IA?”

-  **Dr. Flores:** La respuesta está evolucionando. California aprobó en 2025 una ley que exige aviso cuando las comunicaciones clínicas son generadas por IA, con excepción si un médico las revisó. Europa avanza en la misma dirección.¹⁰
-  **Maya:** No "usé IA." Sino "así es como llegué a esta recomendación, y esto es lo que consideraré."
-  **Dr. Flores:** Esa es la versión adulta de la transparencia.

FAQ 13: “¿Cómo sé si una herramienta de IA es segura con datos de pacientes?”

-  **Dr. Flores:** Si es pública y gratuita, NO le des datos de pacientes. Nunca. Una vez que el dato entra en el servidor de la herramienta, sale del control del hospital. Con tres datos, edad, diagnóstico, código postal, se puede reidentificar a un individuo.¹¹
-  **Maya:** IA no tiene un botón de "esto es confidencial." Tú eres el botón.



Mitos y hechos

Mito	Hecho
“IA va a reemplazar a todos los médicos”	El 85% de los despliegues de IA en salud son de aumentación, no de reemplazo (McKinsey 2025)
“IA es objetiva”	IA hereda sesgos de sus datos de entrenamiento, incluyendo inequidades raciales y de género documentadas
“Necesito saber programar para usar IA”	Falso. Literacidad clínica en IA no es literacidad técnica. Necesitas saber evaluar outputs, no escribir código
“Las alucinaciones son raras”	En un estudio, 1.47% de hallucination rate; en otro, >25% de referencias fabricadas. “Raro” depende del contexto: en clínica, 1% es demasiado
“Los pacientes pueden usar chatbots para consejo médico”	Los pacientes carecen de contexto clínico para distinguir una respuesta correcta de una plausible
“Toda IA en salud es igual”	Diferentes tipos de entrenamiento, validación y regulación. Un modelo de imágenes no es un chatbot no es un sistema de predicción

Cierre

-  **Maya:** No me va a reemplazar. No es objetiva. No necesito saber programar. No va a ahorrar dinero mañana. No es confiable sin supervisión.
-  **Kai:** Pero no es un juguete ni una moda.
-  **Maya:** Es una herramienta que amplifica fortalezas y sesgos.
-  **Kai:** La brecha más peligrosa no es tecnológica.
-  **Maya:** Es epistemológica. Creer que entiendes IA cuando solo la usas. O temerle cuando no la conoces.
-  **Kai:** La competencia en IA ya no es opcional.
-  **Maya:** Tan fundamental como la competencia en medicina basada en evidencia.
-  **Dr. Flores:** No tengo nada que agregar. Excepto esto: vamos a empezar.

Empezamos con dos preguntas. Maya: '¿Estoy aprendiendo o estoy dejando que la máquina organice por mí?' Kai: 'Si IA lo hace bien, ¿para qué yo?' No les di respuestas cerradas. Les di herramientas para responder ustedes mismos. Cada día. Cada prompt. Cada decisión clínica. Las cuatro preguntas no se responden una vez. Se responden siempre.

-  **Kai:** Las preguntas no cambian. Nosotros sí.



Ideas clave de este capítulo

- Usar IA no es hacer trampa. No poder explicar cada línea como si fuera tuya, sí lo es.
- IA no va a reemplazar sanitarios. Va a reemplazar sanitarios que no sepan usarla.
- La brecha más peligrosa no es tecnológica. Es epistemológica: creer que entiendes IA cuando solo la usas.
- La competencia en IA ya es tan fundamental como la competencia en medicina basada en evidencia.

Referencias

1. Perkins, M., et al. (2025). **Generative AI and academic integrity in higher education: A systematic review and research agenda.** Information, 16(4), 296. <https://doi.org/10.3390/info16040296>
2. Ramaswamy, A., et al. (2026). **ChatGPT Health triage: 52% undertriage rate including DKA.** Nature Medicine. [Cross-reference: Cap 4]
3. ICMJE. (2024). **Recommendations for the Conduct, Reporting, Editing, and Publication of Scholarly Work in Medical Journals.** + COPE. (2023). Authorship and AI Tools.
4. Busch, F., et al. (2024). **Navigating the European Union Artificial Intelligence Act for healthcare.** npj Digital Medicine, 7, 210. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01213-6>
5. Bouabida, K., et al. (2026). **“The future of medicine will be profoundly human, precisely because intelligently augmented.”** [Cross-reference: Cap 1 Beat 7, Cap 8]
6. Kiyak, Y. S., & Kononowicz, A. A. (2024). **ChatGPT prompts for generating MCQs in medical education and evidence on their validity.** Postgraduate Medical Journal, 100(1189), 858–865. <https://doi.org/10.1093/postmj/qgae064>
7. Kaminski, M. F., et al. (2025). **Colonoscopy adenoma detection rate drops from 28.4% to 22.4% after AI withdrawal.** The Lancet Gastroenterology & Hepatology. [ELSEVIER] [Cross-reference: Cap 4]
8. Currie, G. M. (2023). **Academic integrity and AI. Seminars in Nuclear Medicine,** 53(3), 468–474. <https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2023.04.008>
9. Daneshjou, R., et al. (2022). **Disparities in dermatology AI. Science Advances.** + Zack, T., et al. (2024). **GPT-4 racial/gender biases in healthcare.** The Lancet Digital Health, 6(1), e12–e22. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(23\)00225-X](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(23)00225-X)
10. California AB 3030. (2025). + EU AI Act (2024).
11. Li, J. (2023). **Security implications of AI chatbots in health care.** Journal of Medical Internet Research, 25, e47551. <https://doi.org/10.2196/47551> + USC Price School (2025).

