

# 1. Del producto a la trayectoria: un protocolo para enseñar criterio profesional en la era de la inteligencia artificial generativa

---

**Autor:** Ángel Royo Melgarejo — Ingeniero Mecánico, Docente USACH

**Afiliación:** Universidad de Santiago de Chile — Facultad de Ingeniería — Departamento de Ingeniería Industrial

**Eje temático:** 1. Orientaciones teóricas o procedimentales para la docencia universitaria

**Versión:** 1.3 — Junio 2026

***Cambios v1.2 → v1.3** (decisión IP — 2026-06-09): - De-internalización para publicación externa: nombres de agentes internos (AGENT\_SESION / AGENT\_ANALISTA\_SFL) reemplazados por descripción funcional (“anализador lingüístico automático”); eliminada la referencia cruzada interna “Marco Metodológico v1.8 §5.1”; eliminados los códigos de premisa de diseño (DD\_21, DD\_30) del cuerpo, manteniendo las dimensiones D1-D4 de la rúbrica. - Corrección APA 7: el estudio del MIT se recita con autoría correcta (Kosmyna et al., 2025) en texto y referencias; la referencia Collins (1988) se corrige a reporte técnico (Bolt, Beranek & Newman / ERIC ED331465).*

***Cambios v1.1 → v1.2** (decisión IP — 2026-06-03): - §6: Reemplazada mención del orquestador “n8n” por descripción genérica funcional (“capa de orquestación propia con webhooks, schedulers y AI Agent”). Razón: secreto estratégico comercial. El stack se describe a nivel funcional sin filtrar la herramienta específica. El término “PostgreSQL” se mantiene porque es base de datos estándar y su nombre no revela arquitectura propietaria.*

***Cambios v1.0 → v1.1** (decisión IP — 2026-06-02): - §3.2: Agregada Tabla 2b con distribución de momentos M1-M4 por clase (C1: 3, C2-C4: 4, C5: 3). Aclara que no todas las clases tienen los cuatro momentos. - §5.3: Feedback automático especificado como SFL de proceso (no dimensional). Describe hábitos cognitivos sin revelar niveles D1-D4 ni las dimensiones medidas.*

---

## 1.1 Introducción: una orientación que la universidad no ha terminado de construir

La inteligencia artificial generativa está disponible para los estudiantes universitarios. No es una amenaza futura: es una realidad operativa en este semestre, en este laboratorio, en esta asignatura. Frente a esa realidad, las instituciones enfrentan una elección que no han terminado de hacer: ignorar la IA y seguir evaluando como si no existiera, prohibirla sin poder verificar el cumplimiento, o rediseñar la experiencia de aprendizaje para que la presencia de la IA no destruya la validez del proceso educativo.

Este capítulo propone el tercer camino. No como postura ideológica, sino como orientación procedimental concreta: un protocolo de diseño instruccional que cambia lo que se evalúa, el

momento en que la IA entra y el rol del docente. El protocolo fue diseñado para el Laboratorio de Máquinas y Equipos Industriales de la Universidad de Santiago de Chile, pero su arquitectura es disciplinariamente transferible: cualquier asignatura donde el producto final haya dejado de probar competencia puede adaptarlo.

El argumento central es que la IA generativa vuelve trivial producir el output esperado. Si generar un informe, un análisis técnico o una recomendación es trivialmente fácil para cualquiera con acceso a un prompt, entonces el contenido como producto deja de ser evidencia de competencia. El estudiante que sabe y el que no sabe pueden producir el mismo output. La diferencia ya no está en lo que entregan: está en lo que pueden defender, explicar, transferir y revisar bajo presión. Eso que pueden defender es criterio profesional.

La consecuencia es directa: lo que se evalúa no puede ser el producto final. Tiene que ser la trayectoria de razonamiento que lo generó. Y la experiencia de aprendizaje tiene que estar diseñada para producir esa trayectoria de forma visible, trazable y defendible.

Este capítulo presenta el protocolo que hace exactamente eso, organizado en cuatro partes: el problema que lo hace necesario, la arquitectura de la intervención, el aparato de medición, y los fundamentos teóricos que lo sostienen.

---

## 1.2 El problema: cuando el producto dejó de probar competencia

### 1.2.1 Deuda cognitiva

El concepto de deuda cognitiva describe una condición que la IA generativa hace posible a escala: un estudiante produce un output correcto sin haber construido el proceso cognitivo que normalmente lo genera. No es un problema de honestidad académica —es un problema de diseño instruccional—. Una universidad que evalúa solo productos finales no detecta la deuda cognitiva hasta que es demasiado tarde: cuando el egresado enfrenta una situación real que no puede resolver porque nunca construyó el razonamiento que sus títulos suponen.

La tabla 1 ilustra el mecanismo:

**Tabla 1.** Manifestaciones de la deuda cognitiva en el aula universitaria

Condición	Síntoma visible	Consecuencia diferida
El estudiante entrega un informe correcto sin poder explicarlo	No puede responder preguntas de seguimiento ni identificar el razonamiento que lo generó	Aprueba la asignatura sin haber construido el criterio técnico evaluado
El estudiante usa IA para formular hipótesis antes de observar el sistema	Sus hipótesis no guardan relación con sus conocimientos previos reales	Desarrolla dependencia: sin IA no puede iniciar ningún análisis técnico

Condición	Síntoma visible	Consecuencia diferida
El docente evalúa solo productos finales	No detecta que el proceso fue delegado a la IA	Entrega títulos profesionales a estudiantes con déficit cognitivo encubierto
La institución no define una postura frente a la IA	Cada docente improvisa; los estándares se fragmentan	La brecha entre egresados que saben pensar y los que no se amplía irreversiblemente

El término “deuda cognitiva” aplicado a IA generativa en educación universitaria es de uso emergente en la literatura (Kaput, 2024; Denny et al., 2024). Su raíz conceptual se encuentra en la teoría de la carga cognitiva (Sweller, 1988) y en la distinción entre acciones epistémicas y pragmáticas (Kirsh & Maglio, 1994): las herramientas que reducen la carga de procesamiento también pueden reducir el aprendizaje si el procesamiento que eliminan era precisamente el que producía la comprensión. La IA generativa colapsa esa distinción: permite pasar directamente a las acciones pragmáticas —producir el output esperado— sin las acciones epistémicas —construir la comprensión que normalmente precede al output—.

Evidencia neurocognitiva reciente aporta plausibilidad a esta preocupación. Un estudio del MIT Media Lab y colaboradores (Kosmyrna et al., 2025) midió mediante electroencefalografía la actividad cerebral de participantes en tres condiciones: escribiendo sin ayuda, usando un buscador tradicional y usando un LLM. El grupo que usó el LLM de forma genérica mostró la menor conectividad neuronal y una reducción severa en el compromiso semántico. Sin embargo, un subgrupo que produjo esfuerzo cognitivo propio antes de recurrir a la herramienta —el grupo Brain-to-LLM— mostró mayor conectividad neuronal que el grupo sin tecnología. Este hallazgo es consistente con la hipótesis central del protocolo: el orden importa; pensar primero, contrastar después.

### 1.2.2 Ceguera simétrica

Hay un fenómeno que las instituciones no han nombrado porque es incómodo: la ceguera simétrica. Los docentes celebran que la IA les permite generar diapositivas, rúbricas, actividades y evaluaciones en una fracción del tiempo. Esa celebración es legítima, pero ignora un hecho que la vuelve insostenible: el estudiante tiene acceso exactamente a la misma herramienta.

Cuando un docente usa IA para preparar contenido y luego evalúa si el estudiante produjo contenido sin IA, se produce una crisis de legitimidad. El evaluador delegó a la IA el mismo proceso cognitivo que exige al evaluado hacer a mano. No es una inconsistencia menor: es una contradicción estructural del modelo. La ceguera simétrica revela que el contenido como producto ha perdido su función probatoria para ambas partes.

### 1.2.3 El colapso del contenido como evidencia

Durante más de un siglo, la universidad organizó su modelo evaluativo sobre un supuesto: la capacidad de producir contenido técnico correcto es evidencia de aprendizaje. Un informe

bien hecho demuestra que el estudiante entiende. Un cálculo correcto demuestra que domina el método. Un diseño funcional demuestra que tiene criterio.

Ese supuesto ya no es válido. La IA generativa puede producir informes, cálculos, diseños y análisis de calidad técnica comparable o superior a la de un estudiante promedio en segundos. El contenido como producto ha perdido su función probatoria. Ya no prueba nada sobre el proceso cognitivo del autor.

Esto no es una predicción: es la realidad operativa de este semestre. Lo que no ha ocurrido todavía es la consecuencia institucional: cambiar lo que se evalúa.

---

### 1.3 La respuesta: un protocolo que mide trayectoria, no producto

#### 1.3.1 La regla no negociable

Antes de enunciar cualquier metodología, el protocolo establece una regla única que opera como condición de secuencia, no como restricción tecnológica:

*La IA nunca llega antes que el pensamiento propio. Toda sesión de aprendizaje comienza con producción cognitiva del estudiante, sin mediación tecnológica de ningún tipo. El rastro de ese pensamiento inicial es condición de ingreso a cualquier herramienta, incluida la inteligencia artificial.*

La razón es epistemológica: el contraste cognitivo solo ocurre cuando hay algo que contrastar. Un estudiante que llega a la IA sin pensamiento previo no contrasta: delega. Y la delegación no genera aprendizaje. La IA puede —y debe— tener un rol en el aprendizaje técnico, pero ese rol comienza después, no antes.

#### 1.3.2 Arquitectura de la sesión: los cuatro momentos

Cada clase de 80 minutos se organiza en cuatro momentos que producen evidencia diferenciada de razonamiento. La secuencia es la metodología: no es posible saltarse un momento sin romper la lógica del aprendizaje que el protocolo garantiza.

**Tabla 2.** Momentos de medición del protocolo

Momento	Sigla	Actividad del estudiante	Evidencia producida
Rastro en papel	M1	Escribe a mano su diagnóstico, hipótesis, variables y decisión preliminar sin acceso a ninguna herramienta	Línea base de razonamiento pre-IA: texto manuscrito digitalizado y analizado por visión artificial

Momento	Sigla	Actividad del estudiante	Evidencia producida
Contraste socrático	M2	Interactúa con el chatbot en modo PLAN, que lee su rastro y presiona sus puntos débiles con preguntas, sin generar contenido	Trayectoria de refinamiento cognitivo bajo presión personalizada
Evaluación profesional	M3	Recibe un documento generado por el chatbot en modo BUILD basado en su trabajo; lo evalúa críticamente en formato libre dentro del chat	Capacidad evaluativa: detección de errores, calidad argumentativa, resistencia a la contraargumentación
Reflexión de cierre	M4	Responde a cinco preguntas estructuradas que el chatbot formula sobre qué cambiaría de su rastro inicial y por qué	Evidencia de cambio intra-sesión ( $\Delta_{intra}$ )

El momento M1 es crítico porque produce la línea base: sin ella, no hay contra qué medir. El estudiante escribe a mano —la escritura manual fuerza una velocidad de procesamiento que favorece la cognición profunda— y sube una foto a través de la plataforma. Un nodo de visión artificial analiza la imagen y extrae tanto el contenido proposicional (hipótesis, variables, omisiones) como los recursos lingüísticos utilizados (nexos causales, marcadores evidenciales, operadores modales). Este perfil se inyecta como contexto del chatbot para que personalice su presión cognitiva: ataca las debilidades específicas de ese estudiante, no un guion genérico.

**Tabla 2b.** Distribución de momentos por clase

Clase	M1 (Papel)	M2 (Chat PLAN)	M3 (Chat BUILD)	M4 (Cierre)	Total
C1	✓	✓ (PLAN básico)	—	✓	3 momentos
C2	✓	✓ (PLAN)	✓ (BUILD)	✓	4 momentos
C3	✓	✓ (PLAN)	✓ (BUILD)	✓	4 momentos
C4	✓	✓ (PLAN adversarial)	✓ (BUILD)	✓	4 momentos
C5	✓	✓ (NEUTRO)	—	✓	3 momentos

C1 no tiene BUILD por ser la línea base; C2-C4 tienen los 4 momentos completos con errores deliberados escalados; C5 retira BUILD y PLAN —el chatbot opera en modo NEUTRO— para medir transferencia sin andamiaje. El momento M3 (BUILD) no se usa para calcular  $\Delta_{intra}$ : se analiza como indicador independiente de capacidad evaluativa.

### 1.3.3 El chatbot mutante: tres modos, una plataforma

El chatbot no es un asistente genérico. Es un sistema multiagente donde cada clase activa un modo distinto con reglas de comportamiento específicas (Tabla 3). Los modos los controla el docente desde su interfaz; el estudiante no puede cambiar de modo ni sabe qué modo está activo.

**Tabla 3.** Modos del chatbot por clase

Modo	Función	Comportamiento	Clases
PLAN	Socrático	Hace preguntas, no genera contenido. Lee el rastro del alumno y presiona sus vacíos: causalidad ausente, variables sin cuantificar, certezas sin evidencia, decisiones sin riesgo	C1 a C4
BUILD	Generador adversarial	Genera un entregable técnico basado en el trabajo del alumno, con errores deliberados de complejidad creciente. Cuando el alumno señala un error, el chatbot lo DEFIENDE con contraargumentos técnicos. Si el alumno acepta el documento sin cuestionar, pregunta una sola vez: “¿Lo firmarías con tu nombre profesional?”	C2 a C4
NEUTRO	No directivo	Responde preguntas técnicas sin presionar, sin sugerir estructura y sin revelar la interpretación correcta. Mide si el alumno reproduce autónomamente la metodología sin andamiaje	C5

La escalación de errores en el modo BUILD sigue una progresión deliberada: en la clase 2 son obvios —un ingeniero en formación debería detectarlos—; en la clase 3 son sutiles —requieren conocimiento técnico específico—; en la clase 4 son profesionales —parecen correctos y solo los detecta quien tiene criterio experto—. El estudiante no sabe que los documentos contienen errores deliberados. Se le presentan como “informes basados en tu trabajo, revísalos antes de firmarlos”. Esto simula una condición profesional real: en la ingeniería, nadie te avisa que un documento tiene errores.

El push “¿lo firmarías con tu nombre profesional?” es el instrumento de medición más directo de deuda cognitiva. Si el estudiante aceptó el documento sin verificar, esta pregunta —que

no revela errores, solo simula la pregunta de un supervisor— mide si el criterio profesional se activa bajo presión mínima. Si después del push el estudiante sigue sin cuestionar, el dato es contundente.

## 1.4 El aparato de medición: rúbrica y métricas

### 1.4.1 Cuatro dimensiones observables

El razonamiento técnico no se mide con una calificación holística. Se descompone en cuatro dimensiones independientes, cada una con cuatro niveles de desempeño definidos por indicadores observables. La Tabla 4 presenta las dimensiones; la Tabla 5 ejemplifica los niveles para una de ellas.

**Tabla 4.** Dimensiones de análisis del razonamiento técnico

Dimensión	Pregunta que responde	Se manifiesta en
D1 — Complejidad causal	¿El estudiante identifica síntomas o mecanismos? ¿Construye cadenas causales de más de un eslabón?	Nexos causales explícitos, nominalizaciones técnicas, relaciones lógico-semánticas
D2 — Especificidad técnica	¿Las variables mencionadas son medibles? ¿Usa valores con unidades? ¿Aplica umbrales?	Participantes con modificación numérica y unidades, vocabulario técnico operacional
D3 — Consciencia epistémica	¿Distingue lo que sabe de lo que supone? ¿Reconoce vacíos en su información?	Operadores modales, marcadores evidenciales, declaraciones de incertidumbre
D4 — Decisión bajo incertidumbre	¿Toma una posición explícita o evade? ¿Nombra el riesgo que asume? ¿Define criterio de escalamiento?	Verbos de decisión en primera persona, cláusulas condicionales de consecuencia, actos de habla deónticos

**Tabla 5.** Niveles de desempeño para D1 — Complejidad causal

Nivel	Descriptor	Indicador observable
1 — Descriptivo	Menciona observaciones sin relación causal	“El agua está turbia”, “el pH subió” (sin nexo causal)
2 — Causal simple	Establece una relación causa-efecto de un eslabón	“El pH alto causa turbidez” (1 nexo causal explícito)

Nivel	Descriptor	Indicador observable
3 — Causal múltiple	Identifica cadenas de 2+ eslabones o causas paralelas	“La temperatura sube → pH sube → eficiencia del cloro baja → ORP cae” ( $\geq 2$ nexos causales encadenados)
4 — Sistémico	Integra subsistemas, retroalimentaciones o condiciones de borde	“El filtro obstruido reduce caudal, lo que aumenta tiempo de residencia del agua caliente, acelerando la degradación química”

La operacionalización de las cuatro dimensiones se fundamenta en la Lingüística Sistémico-Funcional (Halliday & Matthiessen, 2014): cada dimensión se traduce a recursos lingüísticos observables y contables. D1 y D2 se anclan en la metafunción ideacional (cómo el lenguaje construye la experiencia); D3 y D4 en la metafunción interpersonal (cómo el hablante se posiciona frente a lo que dice). Esta fundamentación permite que la codificación sea replicable: dos codificadores que cuentan nexos causales o identifican marcadores evidenciales llegan al mismo resultado con más frecuencia que dos codificadores que interpretan “calidad del razonamiento” por intuición.

#### 1.4.2 Métricas de desplazamiento cognitivo

El protocolo define dos métricas complementarias:

- $\Delta_{\text{intra}}$  =  $M4 - M1$ : desplazamiento dentro de una misma sesión. Mide el efecto inmediato de la intervención —rastros en papel versus reflexión de cierre—.
- $\Delta_{\text{inter}}$  =  $M1_{\text{clase } N} - M1_{\text{clase } (N-1)}$ : desplazamiento entre sesiones consecutivas. Mide el aprendizaje retenido: ¿el estudiante llega a la clase siguiente con un nivel de rastro inicial superior al de la clase anterior?

$\Delta_{\text{intra}}$  captura lo que la intervención produce en 80 minutos.  $\Delta_{\text{inter}}$  captura lo que el estudiante retiene de una semana a la siguiente. Un  $\Delta_{\text{inter}} = 0$  durante dos sesiones consecutivas indica posible techo cognitivo y dispara una revisión del andamiaje.

La clase 5 ocupa un lugar especial en la medición: el estudiante enfrenta un caso técnico nuevo —una torre de enfriamiento industrial, sistema distinto pero estructuralmente análogo al caso trabajado en las clases 1 a 4— con el chatbot en modo NEUTRO. Si el estudiante reproduce la secuencia metodológica (pensar primero, preguntar con estructura, evaluar críticamente) sin que el chatbot lo exija, hay evidencia de transferencia cercana. Si no la reproduce, el protocolo solo funcionó con andamiaje.

#### 1.4.3 Codificación y confiabilidad

La codificación sigue un esquema dual: un analizador lingüístico automático asigna niveles D1-D4 en tiempo real y genera feedback formativo automático, mientras dos codificadores humanos independientes asignan niveles sobre datos anonimizados para la publicación. El

acuerdo inter-codificador se calcula con Cohen's  $\kappa$  ponderado —apropiado para escalas ordinales donde un desacuerdo 1↔4 pesa más que 1↔2— con umbral  $\geq 0.80$  para reporte publicable (Landis & Koch, 1977). Los desacuerdos se resuelven por consenso con un tercer evaluador.

Un dato metodológico adicional es el  $\kappa$  entre el analizador automático y los codificadores humanos. Si  $\kappa_{\text{IA-humano}} \geq 0.80$ , constituye un hallazgo publicable sobre la viabilidad de codificación automatizada de razonamiento técnico.

---

## 1.5 Fundamentos teóricos que sostienen el diseño

El protocolo no es un invento aislado. Se construye sobre cinco tradiciones pedagógicas, resolviendo en cada caso la fractura que la IA generativa introduce.

### 1.5.1 Aprendizaje activo y flipped classroom

La evidencia sobre aprendizaje activo es robusta: los estudiantes en clases activas obtienen mejores resultados que en clases magistrales (Freeman et al., 2014). El flipped classroom llevó ese principio a su consecuencia lógica: si el valor del tiempo presencial no está en transmitir información sino en aplicarla, el contenido puede ir fuera del aula (Bergmann & Sams, 2012).

La fractura con la IA generativa es que el flipped classroom asume que el proceso cognitivo previo realmente ocurrió. Hoy, la IA puede generar el resumen del video, el esquema del tema y las respuestas anticipadas en menos de un minuto. El protocolo responde a esta fractura capturando el proceso dentro del aula, con el docente presente, antes de cualquier intervención tecnológica: el rastro inicial M1.

### 1.5.2 Método socrático

La eficacia del cuestionamiento socrático en educación está documentada desde Collins (1988): la tutoría socrática es la forma más efectiva de activar metacognición y revelar inconsistencias en el razonamiento. En su forma original, el método socrático es costoso en tiempo docente y no escala. Los chatbots socráticos ofrecen escala sin perder la función de presión cognitiva, con una condición crítica: el estudiante debe tener pensamiento previo sobre el que el chatbot pueda operar (Mollick & Mollick, 2023).

Esa condición —pensamiento previo como prerrequisito del contraste socrático— es exactamente la regla no negociable del protocolo. El chatbot no enseña; presiona. Y solo puede presionar si hay algo que presionar.

### 1.5.3 Evaluación formativa

Black y Wiliam (1998) demostraron que la evaluación formativa es la intervención pedagógica con mayor impacto en el aprendizaje. Hattie y Timperley (2007) refinaron ese hallazgo: el

feedback más efectivo opera sobre el proceso de razonamiento, no sobre el resultado. Un estudiante que recibe retroalimentación sobre cómo construyó su hipótesis aprende más que uno que recibe retroalimentación sobre si la hipótesis era correcta.

El protocolo implementa este principio de forma estructural: toda la evidencia que recolecta es evidencia de proceso. La rúbrica D1-D4 no mide productos correctos; mide trayectorias de razonamiento. El feedback automático que el estudiante recibe después de cada sesión vía WhatsApp es **SFL de proceso, nunca dimensional**: describe hábitos cognitivos observados —cómo conectó variables, cómo revisó hipótesis bajo contradicción, qué tipo de evidencia buscó— sin revelar los niveles D1-D4 ni las dimensiones que se miden. Esta distinción es metodológicamente necesaria: si el alumno supiera qué se está midiendo, sus respuestas en sesiones siguientes podrían adaptarse a la métrica, inflando artificialmente las diferencias entre sesiones ( $\Delta_{inter}$ ) y destruyendo la validez interna del estudio. El alumno recibe orientación formativa sin saber qué se evalúa.

**Tabla 6.** Contenido del feedback: lo permitido y lo prohibido

Lo que SÍ dice (SFL de proceso)	Lo que NO dice (dimensional, prohibido)
“Conectaste varias variables pero tus cadenas causales eran de un solo eslabón. La próxima vez intenta trazar el camino completo: ¿qué causó qué, y eso qué provocó después?”	“Estás en D1 nivel 2. Necesitas más nexos causales para llegar a nivel 3.”
“Cuando el chatbot te mostró datos contradictorios, revisaste tu hipótesis. Ese hábito te va a servir en el caso de la torre de enfriamiento.”	“Tu D3 mejoró de nivel 1 a nivel 2. Sigue así.”
“Tus variables estaban bien identificadas pero sin valores. En ingeniería, un dato sin número es una opinión.”	“D2 nivel 1: te faltan participantes con modificación numérica.”

El primer tipo enseña a razonar. El segundo enseña a pasar un test.

#### 1.5.4 Transferencia del aprendizaje

Bransford, Brown y Cocking (2000) establecieron que el aprendizaje significativo se demuestra por transferencia: la capacidad de aplicar lo aprendido en situaciones nuevas. Perkins y Salomon (1992) distinguieron entre transferencia cercana —aplicar a situaciones similares— y lejana —aplicar a dominios diferentes—. La ausencia de andamiaje en la evaluación de transferencia es metodológicamente necesaria: si hay andamiaje, no se puede distinguir transferencia de reconocimiento asistido (Roschelle, 1995).

El protocolo incorpora la transferencia como clase diseñada (clase 5): mismo dominio hidráulico, diferente sistema industrial, chatbot disponible pero sin presión. La rúbrica D1-D4

aplicada longitudinalmente permite comparar el nivel alcanzado en el caso de aprendizaje (clases 1-4) con el nivel alcanzado en el caso de transferencia (clase 5).

### 1.5.5 La lingüística como marco de análisis del razonamiento

La Lingüística Sistémico-Funcional (Halliday & Matthiessen, 2014) proporciona el marco para operacionalizar lo que de otro modo sería un juicio subjetivo. La premisa central de SFL es que el lenguaje no solo refleja el pensamiento: lo construye. Todo texto realiza simultáneamente tres metafunciones: la ideacional —cómo construye la experiencia—, la interpersonal —cómo posiciona al hablante— y la textual —cómo organiza la información—.

Las dimensiones D1-D4 del protocolo se traducen a recursos de estas metafunciones: D1 y D2 se anclan en la ideacional (nexos causales, participantes con unidades, nominalizaciones); D3 y D4 en la interpersonal (operadores modales, marcadores evidenciales, verbos de decisión, cláusulas condicionales). Esta traducción convierte la codificación en un ejercicio verificable: dos codificadores cuentan recursos lingüísticos, no interpretan calidades.

La pedagogía de géneros de la Sydney School (Rose & Martin, 2012) aporta el marco para enseñar explícitamente la estructura del diagnóstico técnico como género disciplinar. Su ciclo de tres fases —deconstrucción, construcción conjunta, construcción independiente— es isomorfo a la progresión del protocolo: deconstrucción en la clase 1, construcción conjunta con andamiaje en las clases 2 a 4, y construcción independiente sin andamiaje en la clase 5.

---

## 1.6 Implementación tecnológica y escalabilidad

El protocolo se ejecuta sobre una plataforma propia de tres capas:

- **Frontend:** Astro, desplegado en Cloudflare — dos interfaces de chat (alumno y profesor) que comparten estructura base pero ofrecen funcionalidades distintas.
- **Capa de orquestación propia:** webhooks, schedulers y AI Agent — gestiona flujos de onboarding, inyección de datos al chatbot, envío de feedback por WhatsApp y análisis de imágenes del rastro manuscrito.
- **Persistencia:** PostgreSQL — almacena conversaciones completas, rastros digitalizados, feedback generado y métricas de sesión.

La identificación del estudiante es por correo institucional. El LLM se consume vía API, sin fine-tuning con datos de alumnos. Los datos no salen de la infraestructura del proyecto.

La interfaz del profesor incluye siete controles: selector de clase, dashboard en vivo con el estado de cada alumno, chat bajo demanda, pausa que congela todos los chats para intervenciones grupales, activación del modo BUILD, activación del cierre, y cierre de sesión que dispara el pipeline de feedback automático. El profesor no revisa ni aprueba el feedback: lo recibe como insumo analítico para sus decisiones pedagógicas.

El sistema está diseñado para que otros profesores de la facultad puedan usarlo sin modificar la plataforma: solo necesitan definir su caso técnico, configurar los prompts correspondientes y ajustar los datos del escenario. La arquitectura multiagente permite que cada asignatura tenga su propio chatbot con reglas de comportamiento específicas, mientras la base de datos centralizada unifica las métricas.

---

## 1.7 Limitaciones y desafíos

El protocolo tiene limitaciones que deben declararse con honestidad. Primero, fue diseñado para un contexto específico —laboratorio universitario de ingeniería con 20 estudiantes y un PC por alumno— y su transferencia a otras disciplinas requiere adaptación del caso técnico y validación empírica. Segundo, el diseño intra-sujeto sin grupo control no permite aislar el efecto del protocolo de otras variables (efecto Hawthorne, maduración). Tercero, la transferencia medida en la clase 5 es cercana —mismo dominio, diferente sistema—; la transferencia lejana a otras asignaturas o a la práctica profesional no está capturada.

Un desafío técnico abierto es la validación del nodo de visión artificial que analiza el rastro manuscrito del estudiante. Un error de perfilado cambia la estrategia de presión del chatbot y, por tanto, el tratamiento recibido. Hasta que ese nodo no esté validado sobre rastros etiquetados a mano, el JSON de perfil debe registrarse como variable para análisis posterior.

Desde el punto de vista ético, el modo BUILD implica engaño leve: los documentos contienen errores deliberados sin conocimiento del estudiante. Esta práctica se justifica porque simula una condición profesional real —en la ingeniería nadie te avisa que un documento tiene errores— y no genera daño. Un debriefing posterior a la clase 5 explica el mecanismo y su propósito investigativo, en conformidad con los estándares de investigación con participantes humanos.

---

## 1.8 Conclusiones: cinco orientaciones transferibles

El protocolo presentado en este capítulo es específico en su implementación —un laboratorio de ingeniería con un sistema hidráulico como caso— pero general en su arquitectura. De él se derivan cinco orientaciones que cualquier docente universitario puede adaptar a su disciplina:

1. **Cambiar lo que se evalúa.** Mientras la universidad evalúe productos finales, la IA generativa seguirá siendo un problema de integridad académica en lugar de un problema de diseño instruccional. La evaluación debe desplazarse del output a la trayectoria: cómo llegó el estudiante a ese output, qué pensó antes de usar cualquier herramienta, cómo defendió su decisión.
2. **Secuenciar, no prohibir.** La respuesta a la IA no es vetarla sino definir el momento en que entra. Si la IA llega antes que el pensamiento propio, el estudiante no contrasta:

delega. Si llega después, se convierte en un interlocutor que presiona el razonamiento ya formulado. La secuencia —primero papel, después chatbot— es más importante que la herramienta.

3. **Operacionalizar el razonamiento.** “Pensamiento crítico” o “criterio profesional” son constructos demasiado vagos para medir. El protocolo muestra que pueden descomponerse en dimensiones observables y que esas dimensiones pueden traducirse a recursos lingüísticos contables. Una rúbrica que pide contar nexos causales es más replicable que una que pide evaluar “calidad del razonamiento”.
4. **Medir transferencia sin andamiaje.** El aprendizaje que solo funciona con soporte no es aprendizaje: es producción asistida. Incorporar una instancia de evaluación sin andamiaje —con la herramienta disponible pero sin guía— permite distinguir lo que el estudiante internalizó de lo que solo reproduce bajo instrucción.
5. **Diseñar para escalar.** Un protocolo que depende del carisma o la dedicación excepcional de un docente no es una orientación procedimental: es una anécdota. La arquitectura del protocolo —plataforma propia, multiagente, multiasignatura— está pensada para que otros profesores la adopten sin depender de quien la diseñó.

El problema que este protocolo responde no es cómo usar IA en el aula. Es cómo enseñar criterio profesional cuando la IA puede generar el producto. La respuesta no está en la tecnología: está en el diseño de la experiencia de aprendizaje. Y ese diseño empieza por una decisión que toda institución universitaria tiene pendiente: dejar de evaluar lo que la IA puede producir y empezar a evaluar lo que solo un ser humano formado puede defender.

---

## 1.9 Referencias

- Bergmann, J. & Sams, A. (2012). *Flip your classroom: Reach every student in every class every day*. ISTE.
- Black, P. & Wiliam, D. (1998). Assessment and classroom learning. *Assessment in Education*, 5(1), 7–74. <https://doi.org/10.1080/0969595980050102>
- Bransford, J. D., Brown, A. L. & Cocking, R. R. (2000). *How people learn: Brain, mind, experience, and school*. National Academy Press.
- Collins, A. (1988). *Cognitive apprenticeship and instructional technology* (Reporte técnico N.º ED 331 465). Bolt, Beranek & Newman.
- Denny, P., Prather, J., Becker, B. A., Finnie-Ansley, J., Hellas, A., Leinonen, J., Luxton-Reilly, A., Reeves, B. N., Santos, E. A. & Sarsa, S. (2024). Computing education in the era of generative AI. *Communications of the ACM*, 67(2), 56–67. <https://doi.org/10.1145/3624720>
- Freeman, S., Eddy, S. L., McDonough, M., Smith, M. K., Okoroafor, N., Jordt, H. & Wenderoth, M. P. (2014). Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics. *PNAS*, 111(23), 8410–8415. <https://doi.org/10.1073/pnas.1319030111>

- Halliday, M. A. K. & Matthiessen, C. M. I. M. (2014). *Halliday's introduction to functional grammar* (4th ed.). Routledge.
- Hattie, J. & Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81–112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Kaput, K. (2024). *Evidence of AI in higher education: What the research says*. Education Evolving.
- Kirsh, D. & Maglio, P. (1994). On distinguishing epistemic from pragmatic action. *Cognitive Science*, 18(4), 513–549. [https://doi.org/10.1207/s15516709cog1804\\_1](https://doi.org/10.1207/s15516709cog1804_1)
- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I. & Maes, P. (2025). *Your brain on ChatGPT: Accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2506.08872>
- Landis, J. R. & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Mollick, E. R. & Mollick, L. (2023). Assigning AI: Seven approaches for students, with prompts. *SSRN Working Paper*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4475995>
- Perkins, D. N. & Salomon, G. (1992). Transfer of learning. En *International Encyclopedia of Education* (2nd ed.). Pergamon Press.
- Roschelle, J. (1995). Learning in interactive environments: Prior knowledge and new experience. En J. H. Falk & L. D. Dierking (Eds.), *Public institutions for personal learning* (pp. 37–51). American Association of Museums.
- Rose, D. & Martin, J. R. (2012). *Learning to write, reading to learn: Genre, knowledge and pedagogy in the Sydney School*. Equinox.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. [https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202\\_4](https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4)

---

*Capítulo postulado a libro colectivo sobre docencia universitaria — USACH — Junio 2026*