Facsímil 06

Construir y operar

Capítulo 03

Serving de modelos: workers, batching y capacidad

686f6c61 · 2026

Capítulo 03: Serving de modelos: workers, batching y capacidad

Qué deberías poder hacer al terminar

En el capítulo anterior diseñamos la entrada de una run: API, estado, cola, contrato, streaming y trazas. Ahora miramos la pieza que suele decidir si el sistema aguanta o se rompe: el **serving de modelos**.

Serving significa mantener modelos disponibles para responder peticiones reales. No es "tener un modelo descargado". Es cargarlo, reservar memoria, aceptar tráfico, agrupar peticiones, repartir trabajo entre workers, medir latencia, controlar colas, limitar coste y decidir cuándo escalar.

Al terminar, deberías poder hacer esto:

RESULTADO DE APRENDIZAJE	EVIDENCIA DE QUE LO SABES HACER
Separar runtime de producto y runtime de modelo.	Distingues API boundary, cola de runs, scheduler, engine de inferencia y workers.
Explicar prefill, decode y KV cache.	Puedes decir qué fase consume contexto, qué fase genera tokens y por qué crece la memoria.
Estimar memoria de un modelo servido.	Calculas pesos, KV cache, batch, contexto y margen operativo.
Leer métricas de serving.	Distingues TTFT, TPOT, throughput, cola, tokens de entrada, tokens de salida y goodput.
Dimensionar capacidad inicial.	Puedes justificar réplicas, concurrencia, cola máxima y señal de escalado.
Elegir entre proveedor cloud, runtime propio y modo híbrido.	Relacionas control, latencia, coste, privacidad, complejidad y mantenimiento.

La idea central: **el modelo no "vive" en tu API; vive en una máquina de inferencia con memoria, scheduler, colas internas y límites físicos**.

La demo que iba perfecta en mi portátil

Una demo suele empezar así: hacemos una llamada al modelo, esperamos unos segundos y la respuesta aparece. Si la demo la usa una persona, todo parece razonable. Si la usan cincuenta a la vez, aparece otra realidad: algunas peticiones esperan, otras tardan en empezar, unas consumen mucho contexto, otras generan muchas palabras y la GPU ya no trabaja como una calculadora aislada, sino como una estación compartida.

Ese cambio de escala altera la conversación. Ya no preguntamos solo “¿qué modelo responde mejor?”. Preguntamos “¿cuántas runs por minuto podemos atender?”, “¿cuánto tarda el primer token?”, “¿cuánta memoria se come el contexto?”, “¿qué ocurre si entran muchas peticiones largas?” y “¿qué medimos para saber si debemos escalar?”.

Por eso este capítulo se coloca justo después de API y colas. La cola puede aceptar trabajo, pero alguien tiene que ejecutarlo. Ese alguien no es una abstracción: es el sistema de serving.

Qué no es servir un modelo

Servir un modelo no es ejecutar un notebook. Un notebook ayuda a explorar, pero no resuelve concurrencia, colas, memoria, métricas, límites por usuario, reinicios ni despliegue.

Tampoco es simplemente exponer un endpoint compatible con OpenAI. La compatibilidad de API puede ser comodísima, pero no te dice si el runtime soporta tu modelo, si gestiona bien KV cache, si hace batching continuo, si el streaming respeta tu contrato o si la latencia en p95 entra en tu SLO.

Y tampoco es “usar GPU” sin más. La GPU puede estar cargada y aun así ofrecer mal servicio: quizá está llena de peticiones largas, quizá la KV cache fragmenta memoria, quizá el batch está mal configurado, quizá faltan réplicas, quizá el cuello está en cola o quizá el modelo está generando demasiados tokens.

CONFUSIÓN	LO QUE FALTA
“Tengo el modelo descargado”	Falta runtime, memoria reservada, endpoint, scheduler y métricas.
“Responde en local”	Falta concurrencia, contratos, colas, observabilidad y operación.
“La GPU está al 95%”	Falta saber si produce tokens útiles dentro de SLO.
“Es compatible con OpenAI”	Falta verificar streaming, errores, tools, JSON, límites y parámetros soportados.
“Añado otra réplica y ya está”	Falta comprobar cuello real: cola, memoria, red, CPU, disco o modelo.

Qué sí es el serving de modelos

El serving de modelos es la capa que convierte capacidad de cómputo en inferencias disponibles para usuarios o sistemas. Mantiene el modelo cargado, decide qué peticiones entran juntas, ejecuta prefill y decode, conserva KV cache, emite tokens, expone métricas y devuelve resultados bajo un contrato.

Fecha de corte: 27 de mayo de 2026. Fuentes consultadas ese día: documentación estable de vLLM, servidor OpenAI-compatible de vLLM, documentación de SGLang, documentación de NVIDIA TensorRT-LLM, documentación y métricas de Hugging Face Text Generation Inference, MLPerf Inference, Kubernetes HPA, Prometheus y OpenTelemetry GenAI. Lo estable es el mecanismo: prefill, decode, KV cache, batching, colas, paralelismo, métricas y capacidad. Lo cambiante son versiones, flags, modelos soportados, aceleradores disponibles, límites de proveedor y nombres exactos de métricas.

Los runtimes modernos de inferencia no son envoltorios triviales. vLLM se presenta como una librería de inferencia y serving con servidor compatible con OpenAI, streaming, paralelismos y soporte de muchas arquitecturas.[1] SGLang se describe como framework de serving de alto rendimiento para modelos de lenguaje y multimodales, con foco en baja latencia, alto throughput, RadixAttention, prefix caching y paralelismo multi-GPU.[2] NVIDIA TensorRT-LLM ofrece APIs y runtimes para ejecutar engines optimizados en GPUs NVIDIA, con documentación sobre arquitectura, runtimes, cuantización y soporte de despliegue.[3] Hugging Face TGI documenta serving, streaming por SSE, tensor parallelism, Prometheus/OpenTelemetry, continuous batching y métricas exportadas.[4]

No hace falta memorizar todos esos nombres. Sí hace falta entender qué problema resuelven: **servir tokens de forma concurrente sin desperdiciar memoria ni perder control operativo**.

El mecanismo por dentro: de la run al token

Una run que llega desde nuestra API no entra directamente al modelo. Normalmente pasa por varias capas:

1. **Gateway de modelo:** traduce el contrato interno al formato del runtime o proveedor.
2. **Scheduler:** decide cuándo entra la petición en ejecución.
3. **Prefill:** procesa tokens de entrada y crea la KV cache inicial.
4. **Decode:** genera tokens de salida de forma iterativa.
5. **Streaming:** entrega deltas o eventos si el producto lo permite.
6. **Métricas:** mide latencia, tokens, cola, memoria, errores y resultado.
7. **Cierre:** devuelve salida al runtime de producto para validación y persistencia.

La división entre prefill y decode es fundamental.

FASE	QUÉ HACE	QUÉ SUELE DOLER
Prefill	Lee todos los tokens de entrada y calcula las representaciones iniciales.	Contextos largos, documentos grandes, prompts con mucho historial.
Decode	Genera tokens de salida uno a uno, reutilizando KV cache.	Salidas largas, muchos usuarios concurrentes, baja velocidad por token.
KV cache	Guarda claves y valores de atención para no recalcular todo el contexto.	Memoria de GPU, fragmentación, límites de batch y contexto.

En el facsímil 3, capítulo 03 vimos Q, K y V como piezas de atención. En el facsímil 4, capítulo 03 vimos tokens, contexto y caché. Aquí juntamos ambas ideas desde operación: cada token de contexto puede dejar rastro en memoria, y cada token generado necesita usar esa memoria una y otra vez.

La latencia de una petición de generación se puede aproximar así:

$$T_{\text{run}} = T_{\text{cola\_producto}} + T_{\text{gateway}} + T_{\text{cola\_serving}} + T_{\text{prefill}} + N_{\text{out}} \cdot T_{\text{decode/token}} + T_{\text{validación}}$$

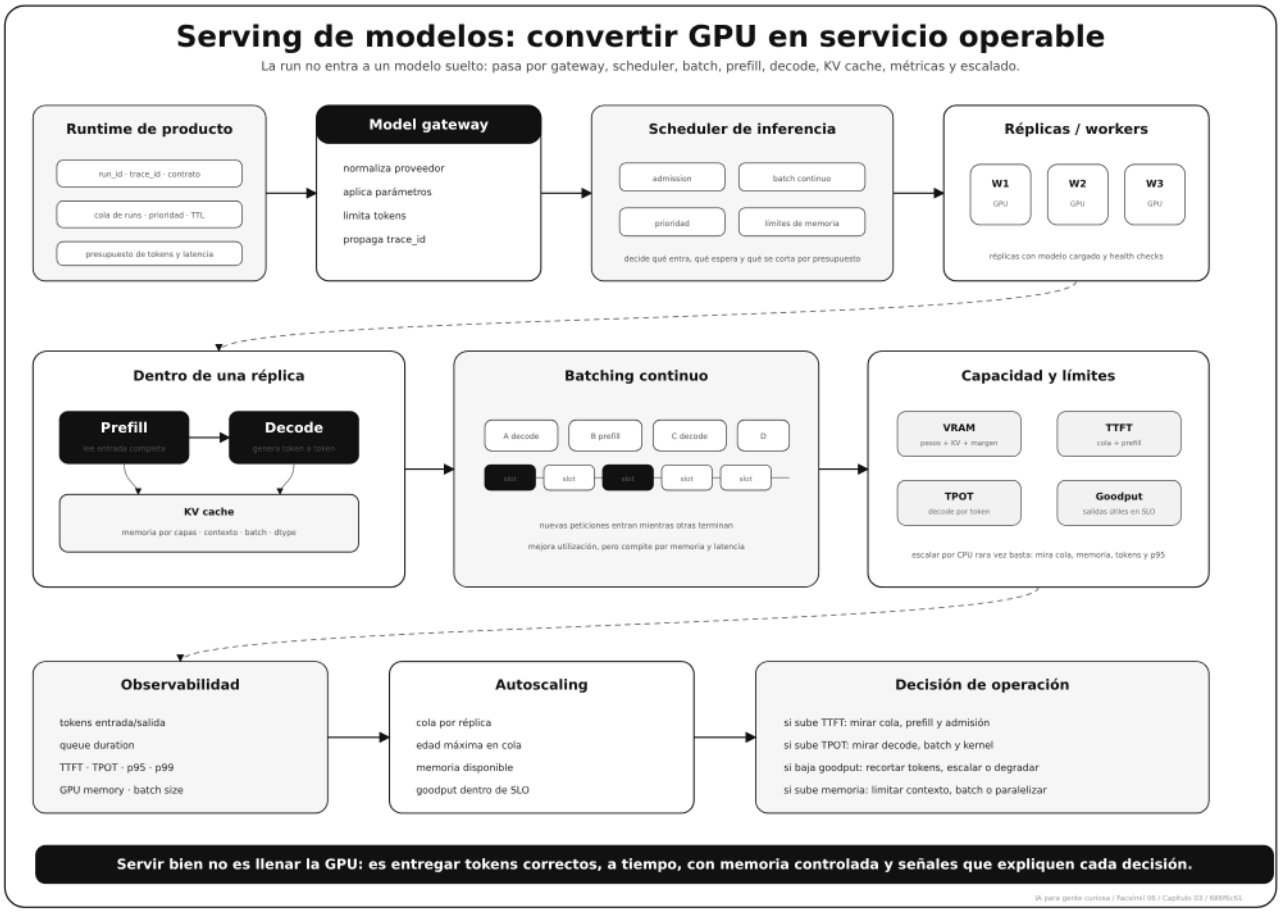
SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
$T_{\text{cola\_producto}}$	Espera en la cola de runs del producto.	350 ms
T_{gateway}	Traducción, autenticación interna y envío al runtime de modelo.	60 ms
$T_{\text{cola\_serving}}$	Espera dentro del engine de inferencia.	240 ms
T_{prefill}	Procesamiento de tokens de entrada.	520 ms
N_{out}	Número de tokens generados.	180 tokens
$T_{\text{decode/token}}$	Tiempo medio por token generado.	18 ms/token
$T_{\text{validación}}$	Validación de contrato y cierre.	90 ms

Con esos números:

$$T_{\text{run}} = 350 + 60 + 240 + 520 + 180 \cdot 18 + 90 = 4500 \text{ ms}$$

Esto explica algo que se ve mucho en producto: dos peticiones al mismo modelo no tardan lo mismo. Una pregunta corta con salida breve puede volar. Un informe con diez documentos y salida larga puede multiplicar prefill, KV cache y decode.

Anatomía visual de un servicio de inferencia



La figura muestra una separación que conviene respetar: el runtime de producto sabe de runs, contratos, permisos y trazas. El runtime de modelo sabe de batch, memoria, tokens y kernels. Si mezclamos ambas responsabilidades, acabamos con un sistema difícil de depurar: producto habla de usuarios y estados; inferencia habla de tokens, colas internas y GPU.

Memoria: el límite que aparece antes de que lo esperes

En serving, la memoria no la ocupan solo los pesos del modelo. Hay al menos cuatro bolsas:

BOLSA DE MEMORIA	QUÉ CONTIENE	DE QUÉ DEPENDE
Pesos	Parámetros del modelo cargados en GPU o CPU.	Número de parámetros y precisión.
KV cache	Claves y valores de atención por token activo.	Capas, cabezas KV, dimensión, contexto, batch y dtype.
Activaciones y buffers	Tensores temporales del runtime.	Kernels, batch, backend, paralelismo y optimizaciones.
Overhead operativo	Fragmentación, allocator, runtime, CUDA, servidor, margen.	Implementación y configuración.

Una fórmula útil, aunque aproximada:

$$M_{\text{total}} \approx M_{\text{pesos}} + M_{\text{KV}} + M_{\text{buffers}} + M_{\text{margen}}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
M_{pesos}	Memoria ocupada por pesos del modelo.	14 GiB
M_{KV}	Memoria de KV cache para secuencias activas.	16 GiB
M_{buffers}	Memoria temporal de kernels, logits, activaciones y runtime.	3 GiB
M_{margen}	Margen para fragmentación y variabilidad.	5 GiB

Con esos valores:

$$M_{\text{total}} \approx 14 + 16 + 3 + 5 = 38 \text{ GiB}$$

En una GPU de 40 GiB, eso parece caber. En operación, “parece” no basta. Una petición más larga, un batch mayor, un modelo con más capas o un runtime que reserve buffers distintos puede llevarte al límite. Por eso capacidad no se calcula con una media bonita, sino con escenarios.

Para pesos:

$$M_{\text{pesos}} = \frac{P \cdot b}{S}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
P	Número de parámetros.	7.000 millones
b	Bytes por parámetro.	2 bytes en BF16/FP16
S	Número de shards si hay tensor parallel.	1

Ejemplo:

$$M_{\text{pesos}} = \frac{7.000.000.000 \cdot 2}{1} \approx 14\ \text{GB}$$

Si el modelo se reparte en dos GPUs con tensor parallel, cada GPU no carga necesariamente "la mitad exacta de todo", porque hay buffers y comunicación, pero la intuición de pesos por shard ayuda:

$$M_{\text{pesos\_por\_GPU}} \approx \frac{14}{2} = 7\ \text{GB}$$

La KV cache se puede aproximar así:

$$M_{\text{KV}} = 2 \cdot L_{\text{capas}} \cdot H_{\text{KV}} \cdot D_{\text{head}} \cdot B_{\text{dtype}} \cdot T_{\text{activos}}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
2	Guardamos K y V.	2 tensores
L_{capas}	Número de capas Transformer.	32
H_{KV}	Número de cabezas KV.	8
D_{head}	Dimensión de cada cabeza.	128
B_{dtype}	Bytes por valor.	2 bytes
T_{activos}	Tokens activos en el batch: entrada + salida generada.	16 secuencias x 8192 tokens

Con batch 16 y 8192 tokens activos por secuencia:

$$T_{\text{activos}} = 16 \cdot 8192 = 131.072$$

$$M_{\text{KV}} = 2 \cdot 32 \cdot 8 \cdot 128 \cdot 2 \cdot 131.072 = 17.179.869.184\ \text{bytes} \approx 16\ \text{GiB}$$

Esta cuenta no pretende sustituir al profiler. Pretende darte criterio. Si duplicas contexto, sube KV. Si duplicas batch, sube KV. Si usas más capas o más cabezas KV, sube KV. Si reduces precisión de KV, puede bajar memoria, pero debes medir calidad y estabilidad.

El paper de PagedAttention nace precisamente de este problema: la KV cache de cada request es grande, crece y decrece dinámicamente, y una gestión ineficiente desperdicia memoria por fragmentación o duplicación. Sus autores comparan la idea con paginación de memoria de sistemas operativos y reportan mejoras de throughput al construir vLLM sobre ese enfoque.[5]

Batching: no todas las peticiones avanzan al mismo ritmo

En un servidor web clásico, hacer batch puede sonar extraño: cada petición es independiente. En inferencia de LLMs, agrupar peticiones puede mejorar muchísimo el uso de GPU, pero tiene matices.

El batch estático agrupa peticiones y las ejecuta juntas. El problema es que las generaciones no terminan a la vez. Si una petición necesita 40 tokens y otra 800, la corta puede quedar esperando a que la larga termine, o el runtime desperdicia huecos.

El batching continuo intenta resolverlo: en cada paso de generación, el scheduler recompone el conjunto de secuencias activas. Cuando una termina, entra otra. Hugging Face TGI documenta continuous batching como una optimización para aumentar throughput, junto con streaming, tensor parallelism y métricas de producción.[6]

La intuición:

ENFOQUE	VENTAJA	COSTE
Sin batching	Simple y fácil de razonar.	GPU infrautilizada con tráfico concurrente.
Batch fijo	Mejor uso de GPU.	Esperas por secuencias largas y lotes mal equilibrados.
Batching continuo	Mejor ocupación con peticiones variables.	Scheduler más complejo y presión sobre KV cache.
Prefix caching	Reutiliza prefijos compartidos.	Requiere detectar y gestionar prefijos con cuidado.
Chunked prefill	Trocea entradas largas para no bloquear decode.	Añade complejidad de planificación.

Una métrica clave aquí es la diferencia entre **throughput bruto** y **goodput**:

$$\text{throughput} = \frac{\text{tokens generados}}{\text{segundos}}$$

$$\text{goodput} = \frac{\text{tokens de respuestas válidas dentro de SLO}}{\text{segundos}}$$

MÉTRICA	QUÉ CUENTA	QUÉ PUEDE OCULTAR
Throughput	Tokens por segundo, sin mirar si llegaron a tiempo.	Puede ser alto con usuarios esperando demasiado.
Goodput	Tokens útiles dentro del objetivo de servicio.	Exige definir qué significa “útil” y qué SLO aplica.
TTFT	Tiempo hasta primer token.	Puede ser bueno aunque el final tarde demasiado.
TPOT	Tiempo por token durante decode.	No incluye espera en cola ni validación final.
p95/p99	Cola de latencias altas.	La media puede parecer bien mientras p99 duele.

Dean y Barroso explicaron en *The Tail at Scale* que, en sistemas grandes, la cola de latencias altas importa mucho porque muchas operaciones dependen de varias piezas y basta una pieza lenta para que la experiencia final se degrade.[7] En IA esto se nota enseguida: el usuario no vive la media, vive su petición.

Workers: una réplica no es solo un proceso

Un worker de serving suele ser una réplica con modelo cargado y capacidad asignada. Puede vivir en una GPU completa, en varias GPUs, en CPU para modelos pequeños, en una partición de acelerador o detrás de un proveedor cloud.

Lo importante es que cada worker tiene un contrato operativo:

PROPIEDAD	PREGUNTA CONCRETA
Modelo servido	¿Qué `model_id`, versión, cuantización y plantilla de chat carga?
Capacidad	¿Cuántas secuencias concurrentes acepta sin romper SLO?
Memoria	¿Cuánta VRAM queda libre en escenarios largos?
Contexto máximo	¿Qué límite real de entrada y salida se permite en producto?
Parámetros admitidos	¿Acepta JSON, tools, logprobs, reasoning, imágenes o solo texto?
Health check	¿Cómo sabemos que está vivo y realmente puede generar?
Warmup	¿Se calienta el modelo antes de aceptar tráfico?
Drenaje	¿Cómo deja de aceptar runs antes de reiniciar?

El warmup merece una línea propia. Una réplica puede responder al health check HTTP y aun así estar fría: modelo no cargado, kernels no inicializados o primera petición más lenta. Por eso muchos equipos separan:

CHECK	QUÉ COMPRUEBA
Liveness	El proceso no está colgado.
Readiness	Puede aceptar tráfico.
Model readiness	El modelo está cargado, inicializado y con memoria suficiente.
Synthetic generation	Puede generar una respuesta pequeña y medir latencia básica.

El drenaje también importa. Si matas una réplica con muchas secuencias activas, puedes cortar streams o perder trabajo. Un shutdown correcto suele marcar la réplica como no lista, deja de recibir nuevas peticiones, termina las activas dentro de un límite y luego se apaga.

Runtime propio, proveedor cloud o mezcla

No todo sistema necesita servir modelos propios. A veces usar una API cloud es lo correcto. Otras veces necesitas modelos locales, runtimes propios o una mezcla.

OPCIÓN	QUÉ CONTROLAS	QUÉ DELEGAS	CUÁNDO ENCAJA
API de proveedor	Prompt, parámetros, contrato de producto, evals y routing.	Modelo, GPU, scheduling interno y capacidad base.	Producto que prioriza velocidad de integración y operación simple.
Runtime propio	Modelo, versión, cuantización, hardware, scheduler y datos.	Nada esencial de inferencia, salvo cloud si alquilas GPU.	Necesitas control de pesos, coste, latencia, región o investigación aplicada.
OpenAI-compatible local	Contrato parecido a APIs conocidas.	Depende del runtime concreto.	Quieres cambiar proveedor por runtime propio con menos fricción.
Híbrido	Rutas cloud y rutas propias según tarea.	Parte de la complejidad se reparte.	Quieres fallback, coste controlado o separación por sensibilidad/tamaño.
Batch offline	Ejecución diferida, no interactiva.	Experiencia en tiempo real.	Grandes volúmenes sin presión de latencia interactiva.

MLPerf Inference sirve como referencia de benchmarking de inferencia en datacenter, con resultados comparables bajo reglas específicas.[8] No sustituye tus pruebas, pero recuerda algo sano: medir inferencia exige protocolo. Si comparas runtimes con prompts distintos, batch distinto, contexto distinto y SLO distinto, no estás comparando.

Dimensionar capacidad con números

Capacidad empieza con una pregunta concreta: ¿qué carga queremos soportar y con qué objetivo?

Ejemplo:

VARIABLE DE CARGA	VALOR
Llegadas medias	2 runs/s
Pico esperado	8 runs/s durante 5 minutos
Tokens de entrada p50	1.200
Tokens de entrada p95	8.000
Tokens de salida p50	180
Tokens de salida p95	700
SLO interactivo	p95 menor o igual a 6 s
Error budget mensual	2% de runs fuera de SLO

Con la ley de Little, que ya usamos en el capítulo anterior:

$$L = \lambda W$$

Si llegan $\lambda = 8$ runs/s en pico y queremos que el tiempo medio dentro del sistema sea $W = 4$ s:

$$L = 8 \cdot 4 = 32 \text{ runs concurrentes}$$

Pero eso no significa “necesito 32 GPUs”. Significa que el sistema completo tendrá unas 32 runs en curso: algunas en cola, algunas en prefill, algunas en decode, algunas validando. Ahora hay que saber cuántas puede sostener cada réplica sin romper memoria ni p95.

Una aproximación inicial de réplicas:

$$R = \left\lceil \frac{\lambda_{\text{pico}} \cdot T_{\text{serving,p95}}}{C_{\text{réplica}} \cdot U_{\text{objetivo}}} \right\rceil$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
R	Réplicas necesarias.	?
λ_{pico}	Llegadas pico.	8 runs/s
$T_{\text{serving,p95}}$	Tiempo de serving p95 por run.	4 s
$C_{\text{réplica}}$	Concurrencia útil por réplica.	10 runs
U_{objetivo}	Utilización objetivo, dejando margen.	0,70

$$R = \left\lceil \frac{8 \cdot 4}{10 \cdot 0,70} \right\rceil = \lceil 4,57 \rceil = 5$$

Esta fórmula no te da la verdad. Te da una hipótesis para probar. Después haces load test con distribución realista de tokens y miras p50, p95, p99, memoria y coste.

Cuántos workers para que casi nadie espere: Erlang C. La pregunta «¿cuántas réplicas necesito?» es la misma que las centralitas telefónicas resolvieron hace un siglo. La fórmula de Erlang C da la probabilidad de que una petición tenga que esperar dado el número de servidores y la carga ofrecida, y de ahí se despeja cuántos servidores hacen falta para que esa probabilidad sea pequeña.[9]

$$P_{\text{espera}} = \frac{\dfrac{a^c}{c!}\,\dfrac{c}{c-a}}{\displaystyle\sum_{k=0}^{c-1} \frac{a^k}{k!} + \frac{a^c}{c!}\,\frac{c}{c-a}}, \qquad a = \lambda\,\mathbb{E}[S]$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
a	Carga ofrecida en erlangs (llegadas por duración media).	$20 \times 0,4 = 8$ erlangs.
c	Número de servidores o réplicas.	12
$\mathbb{E}[S]$	Duración media de una petición.	0,4 segundos.
P_{espera}	Probabilidad de que una petición tenga que esperar.	Baja al subir c por encima de a.

En palabras: necesitas, como mínimo, más servidores que erlangs de carga ($c > a$), o la cola es infinita. Pero para que casi nadie espere hace falta un margen por encima de ese mínimo, y Erlang C dice exactamente cuánto. Es la diferencia entre dimensionar con una cuenta y dimensionar a ojo y rezar en la hora punta.

Cuánto ganas al paralelizar: la ley de Amdahl. Repartir el trabajo entre más núcleos o réplicas no acelera lo que es inherentemente secuencial. Amdahl puso número a ese techo: la aceleración máxima la fija la fracción del trabajo que no se puede paralelizar.[10]

$$S(N) = \frac{1}{(1-p) + \frac{p}{N}}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
p	Fracción del trabajo paralelizable.	0,9
N	Número de unidades de proceso.	16
$S(N)$	Aceleración respecto a una sola unidad.	Tiende a $1/(1-p) = 10$ aunque $N \to \infty$.

En palabras: si un 10% del trabajo es secuencial (validación, serialización, una escritura en base de datos), nunca irás más de diez veces más rápido por mucho hardware que añadas. En serving esto recuerda que el prefill, el postproceso o un validador caro pueden ser el techo real, y que comprar más GPUs no lo mueve.

Por qué a veces más máquinas rinden menos: la ley universal de escalabilidad. Amdahl ignora un coste que en sistemas reales es decisivo: la coordinación entre nodos. La ley universal de escalabilidad añade ese término y predice algo que todo operador ha visto, que pasado cierto punto añadir nodos baja el rendimiento.[11]

$$C(N) = \frac{N}{1 + \alpha\,(N-1) + \beta\,N\,(N-1)}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
N	Número de nodos o réplicas.	32
α	Contención: parte que se serializa por recursos compartidos.	0,05
β	Coherencia: coste de mantener los nodos sincronizados.	0,001
$C(N)$	Capacidad relativa frente a un nodo.	Tiene un máximo y luego decrece.

En palabras: con coordinación cero ($\beta = 0$) recuperas Amdahl; con coordinación real, la curva sube, se aplana y baja. Hay un número óptimo de réplicas, y pasarse cuesta dinero y latencia. Medir α y β con dos o tres puntos de carga evita el «escalado horizontal infinito» que

casi nunca existe.

Por qué la cola larga manda a escala: el «tail at scale». Si responder a un usuario toca muchos servicios (retrieval, reranker, varias herramientas), basta que uno vaya lento para que la respuesta entera vaya lenta. La probabilidad de tocar al menos una respuesta lenta crece con el número de servicios implicados.[12]

$$P(\text{lenta}) = 1 - (1 - p)^{n}$$

SÍMBOLO	SIGNIFICADO	EJEMPLO
p	Probabilidad de que un servicio responda lento (su cola).	0,01 (el p99).
n	Número de servicios que deben responder.	100
$P(\text{lenta})$	Probabilidad de que la petición completa sea lenta.	$1 - 0{,}99^{100} \approx 0{,}63$.

En palabras: con cada componente fallando el 1% de las veces en latencia, tocar 100 de ellos hace que casi dos de cada tres peticiones completas sean lentas. Por eso a escala se atacan los percentiles altos (p99) y se usan técnicas como peticiones cubiertas o con plazo: la media no te salva cuando dependes de muchas piezas.

Señales de autoscaling

Kubernetes HPA ajusta réplicas a partir de métricas observadas, como CPU, memoria o métricas personalizadas.[13] Para IA, CPU no suele bastar. Puedes tener CPU tranquila y GPU saturada, KV cache llena o cola creciendo.

Prometheus recomienda buenas prácticas de nombres y etiquetas para métricas, con prefijos de aplicación y unidades coherentes.[14] Esto parece burocracia hasta que tienes que escribir una alerta a las tres de la mañana. Una métrica mal nombrada se convierte en confusión.

Señales útiles para escalar serving:

SEÑAL	QUÉ INDICA	DECISIÓN POSIBLE
`serving_queue_depth`	Hay más peticiones esperando.	Añadir réplica o aplicar backpressure.
`serving_queue_oldest_seconds`	La petición más vieja espera demasiado.	Priorizar, escalar o rechazar entrada nueva.
`gpu_memory_available_bytes`	Queda poco margen de KV cache.	Bajar batch, limitar contexto o añadir GPU.
`ttft_seconds_p95`	Primer token llega tarde.	Revisar cola, prefill, contexto y admisión.
`tpot_seconds_p95`	Cada token tarda demasiado.	Revisar decode, batch, kernels y modelo.
`tokens_per_second`	Producción bruta.	Mirar junto a goodput, no sola.
`goodput_runs_per_second`	Runs válidas dentro de SLO.	Escalar si cae durante tráfico normal.
`contract_failure_ratio`	Salidas rechazadas por contrato.	No se arregla con más GPU; mirar prompt, modelo o schema.

TGI expone métricas como tamaño de batch, duración de decode, duración de inferencia, tamaño de cola, duración total, tokens generados, longitud de entrada, tiempo medio por token y duración de cola.[15] Aunque uses otro runtime, esa lista es pedagógica: te enseña qué mirar.

OpenTelemetry también trabaja convenciones semánticas para sistemas GenAI, de modo que proveedores, modelos, operaciones, tokens y atributos de inferencia puedan observarse con nombres compartidos.[16] No todo estará cerrado para siempre, pero la dirección es clara: si no etiquetas bien la inferencia, luego no puedes compararla.

En el día a día

En un equipo real, este capítulo aparece cuando alguien dice “el modelo tarda” y nadie sabe qué significa “tarda”. Puede tardar en entrar al serving, tardar en prefill, tardar en generar, tardar en validar o tardar en llegar al cliente.

Una conversación seria separa síntomas:

SÍNTOMA	PREGUNTA DE INGENIERÍA
Primer token lento	¿Cola interna, prefill largo, modelo frío o scheduler saturado?
Tokens salen despacio	¿Decode lento, batch demasiado grande, kernel, cuantización o modelo grande?
Memoria al límite	¿KV cache, contexto, batch, pesos, buffers o fragmentación?
GPU alta pero usuarios esperando	¿Throughput bruto alto, pero goodput bajo?
Funciona con 1 usuario y falla con 50	¿No se probó distribución realista de concurrencia y tokens?
Escalado no mejora	¿El cuello no era réplica de serving, sino cola, base de datos, red o contrato?

El trabajo del ingeniero no es adivinar. Es diseñar el sistema para que la respuesta esté en las métricas.

Por qué debería importarte

Porque muchas decisiones caras se esconden en serving. Un modelo pequeño bien servido puede dar mejor experiencia que un modelo grande mal configurado. Un contexto gigantesco puede disparar KV cache y empeorar p95. Una cola sin backpressure puede aceptar trabajo que nunca cumplirá SLO. Un autoscaler basado solo en CPU puede reaccionar tarde o mirar la señal equivocada.

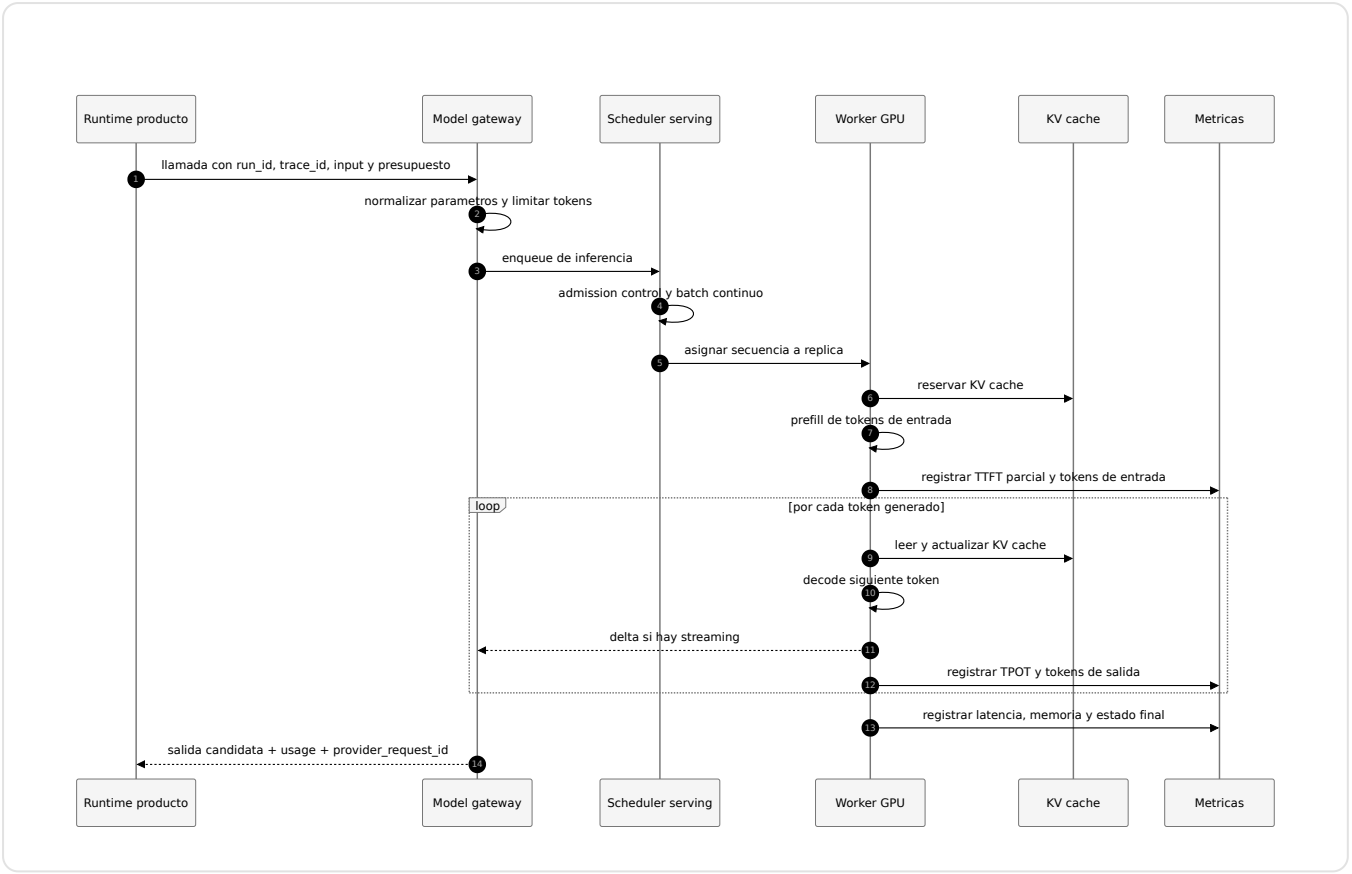
Y porque este capítulo conecta directamente con presupuesto. En IA, coste no es solo “precio por token”. También es GPU alquilada, memoria desaprovechada, réplicas calientes, reintentos, colas largas, salidas descartadas por contrato y tiempo de ingeniería depurando sin señales.

Dónde solía tropezar yo

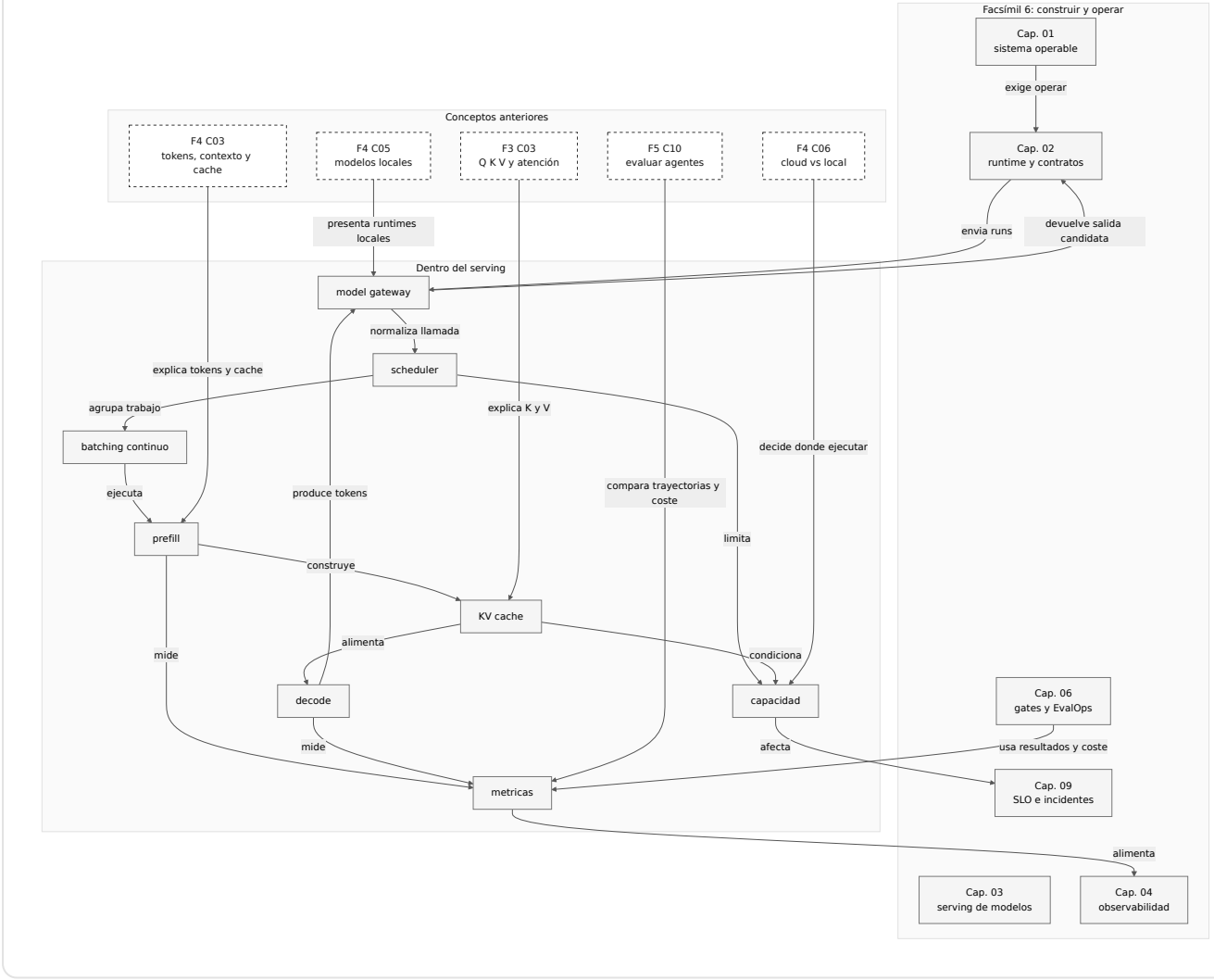
TROPIEZO	POR QUÉ ES UN PROBLEMA	ANTÍDOTO
Medir solo tokens por segundo	Puedes producir mucho y aun así llegar tarde.	Medir goodput, TTFT, TPOT y p95/p99.
Confundir contexto máximo con contexto recomendable	El máximo puede caber, pero destruir coste y latencia.	Diseñar límites por caso de uso y medir KV cache.
Escalar por CPU	El cuello puede estar en GPU, KV cache, cola o scheduler.	Escalar con métricas de serving y cola.
Olvidar el warmup	La primera petición puede parecer un fallo de latencia.	Separar liveness, readiness y model readiness.
Poner batch muy alto	Mejora throughput bruto, pero puede empeorar TTFT o memoria.	Probar batch con distribución realista y SLO.
No distinguir prefill de decode	No sabes si duele la entrada larga o la salida larga.	Medir ambas fases por separado.
Comparar runtimes sin protocolo	Cada prueba cambia prompt, tokens, batch o hardware.	Escribir un benchmark reproducible antes de decidir.
Tratar la GPU como infinita	KV cache y buffers aparecen antes que el entusiasmo.	Calcular memoria con margen y probar p95.

Cómo encaja todo

Primero veamos el flujo temporal de una run que llega al serving:



Ahora el mapa conceptual del capítulo:



La relación más importante es esta: el capítulo 2 decide qué entra y con qué contrato; el capítulo 3 decide si hay capacidad real para ejecutarlo; el capítulo 4 nos dará señales para no operar a oscuras.

Vocabulario aprendido

TÉRMINO	DEFINICIÓN
Serving	Capa que mantiene modelos cargados y atiende inferencias con límites de memoria, latencia y capacidad.
Engine de inferencia	Motor que ejecuta el modelo, gestiona memoria, kernels, batch y generación.
Scheduler	Componente que decide qué peticiones entran en ejecución y cuándo.
Prefill	Fase que procesa tokens de entrada antes de generar.
Decode	Fase que genera tokens de salida paso a paso.
KV cache	Memoria que guarda claves y valores de atención para reutilizar contexto durante generación.
Batching continuo	Planificación que recompone el batch mientras unas secuencias terminan y otras entran.
Prefix caching	Reutilización de KV cache cuando varias peticiones comparten prefijo.
Chunked prefill	Técnica que divide entradas largas para que no bloqueen completamente otras generaciones.
TTFT	Tiempo hasta el primer token o primer evento útil.
TPOT	Tiempo por token generado durante decode.
Throughput	Trabajo completado por unidad de tiempo.
Goodput	Trabajo correcto y dentro de SLO por unidad de tiempo.
Tensor parallel	Reparto de operaciones o pesos de una capa entre varias GPUs.
Pipeline parallel	Reparto de capas entre dispositivos, con comunicación entre etapas.
Data parallel	Réplicas completas del modelo atienden tráfico distinto.
Model readiness	Señal de que el modelo está cargado y puede generar, no solo de que el proceso vive.
Warmup	Ejecución inicial para cargar pesos, inicializar kernels y reducir primera latencia.
Drenaje	Proceso de dejar de aceptar nuevas peticiones antes de apagar una réplica.

TÉRMINO	DEFINICIÓN
Autoscaling	Ajuste automático de réplicas a partir de métricas observadas.

Antes de pasar página

- [ ] ¿Puedes explicar por qué servir un modelo no es lo mismo que tenerlo descargado?
- [ ] ¿Puedes dibujar el camino runtime de producto -> gateway -> scheduler -> worker -> KV cache -> salida?
- [ ] ¿Puedes explicar prefill y decode con tus palabras?
- [ ] ¿Puedes decir por qué la KV cache crece con batch y contexto?
- [ ] ¿Puedes estimar memoria de pesos con parámetros y bytes por peso?
- [ ] ¿Puedes estimar memoria de KV cache con capas, cabezas KV, dimensión y tokens activos?
- [ ] ¿Puedes distinguir throughput y goodput?
- [ ] ¿Puedes explicar TTFT y TPOT sin mezclarlos?
- [ ] ¿Puedes justificar por qué p95 y p99 importan más que una media cómoda?
- [ ] ¿Puedes decir cuándo el batching continuo ayuda y cuándo puede complicar memoria o latencia?
- [ ] ¿Puedes definir qué debería comprobar un health check de modelo?
- [ ] ¿Puedes proponer señales de autoscaling mejores que CPU para inferencia?
- [ ] ¿Puedes explicar por qué un contrato fallido no se arregla añadiendo GPU?
- [ ] ¿Puedes usar el calculador de capacidad y cambiar supuestos para ver el impacto?
- [ ] ¿Puedes decidir cuándo usar API cloud, runtime propio o arquitectura híbrida?

En resumen

IDEA	QUÉ DEBES LLEVARTE
Serving es una capa operativa, no un endpoint bonito.	Mantiene modelos cargados, agenda peticiones, gestiona memoria, genera tokens y emite señales.
Prefill y decode explican latencias distintas.	Entrada larga duele en prefill; salida larga duele en decode.
La KV cache convierte contexto y batch en memoria real.	Más tokens activos pueden limitar concurrencia antes que los pesos del modelo.
Batching mejora throughput, pero no es gratis.	Puede subir utilización y también presión de memoria o TTFT.
Capacidad se dimensiona con supuestos escritos.	Llegadas, p95, concurrencia útil, memoria, margen y goodput deben quedar explícitos.
Escalar exige mirar la señal correcta.	CPU sola no basta para inferencia; hacen falta cola, TTFT, TPOT, memoria, tokens y SLO.

Para saber más

- Dean, J. y Barroso, L. A. (2013). *The Tail at Scale*. Communications of the ACM, 56(2), 74-80. https://doi.org/10.1145/2408776.2408794
- Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/en/index
- Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference: Metrics*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/reference/metrics
- Kubernetes. (2026). *Horizontal Pod Autoscaling*. https://kubernetes.io/docs/concepts/workloads/autoscaling/horizontal-pod-autoscale/
- Kwon, W., Li, Z., Zhuang, S., Sheng, Y., Zheng, L., Yu, C. H., Gonzalez, J. E., Zhang, H. y Stoica, I. (2023). *Efficient Memory Management for Large Language Model Serving with PagedAttention*. Proceedings of the ACM Symposium on Operating Systems Principles. https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.06180
- Little, J. D. C. (1961). *A Proof for the Queuing Formula: $L = \lambda W$*. Operations Research, 9(3), 383-387. https://doi.org/10.1287/opre.9.3.383
- MLCommons. (2026). *MLPerf Inference: Datacenter Benchmark*. https://mlcommons.org/benchmarks/inference-datacenter/
- NVIDIA. (2026). *TensorRT-LLM Documentation*. https://docs.nvidia.com/tensorrt-llm/

- OpenTelemetry. (2026). *Semantic Conventions for Generative AI Systems*. https://opentelemetry.io/docs/specs/semconv/gen-ai/
- Prometheus. (2026). *Metric and label naming*. https://prometheus.io/docs/practices/naming/
- SGLang. (2026). *Welcome to SGLang*. https://docs.sglang.io/index.html
- vLLM Project. (2026). *vLLM Documentation*. https://docs.vllm.ai/en/stable/
- vLLM. (2026). *OpenAI-Compatible Server*. https://docs.vllm.ai/en/latest/serving/openai_compatible_server/

Notas

1. vLLM Project. (2026). *vLLM Documentation*. https://docs.vllm.ai/en/stable/. Consultado el 27 de mayo de 2026. vLLM. (2026). *OpenAI-Compatible Server*. https://docs.vllm.ai/en/latest/serving/openai_compatible_server/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

2. SGLang. (2026). *Welcome to SGLang*. https://docs.sglang.io/index.html. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

3. NVIDIA. (2026). *TensorRT-LLM Documentation*. https://docs.nvidia.com/tensorrt-llm/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

4. Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/en/index. Consultado el 27 de mayo de 2026. Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference: Metrics*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/reference/metrics. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

5. Kwon, W., Li, Z., Zhuang, S., Sheng, Y., Zheng, L., Yu, C. H., Gonzalez, J. E., Zhang, H. y Stoica, I. (2023). *Efficient Memory Management for Large Language Model Serving with PagedAttention*. Proceedings of the ACM Symposium on Operating Systems Principles. https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.06180. ↩

6. Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/en/index. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

7. Dean, J. y Barroso, L. A. (2013). *The Tail at Scale*. Communications of the ACM, 56(2), 74-80. https://doi.org/10.1145/2408776.2408794. ↩

8. MLCommons. (2026). *MLPerf Inference: Datacenter Benchmark*. https://mlcommons.org/benchmarks/inference-datacenter/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

9. Erlang, A. K. (1917). Solution of some Problems in the Theory of Probabilities of Significance in Automatic Telephone Exchanges. *The Post Office Electrical Engineers' Journal*, 10, 189-197. Origen de las fórmulas de Erlang B y C para sistemas con varios servidores. ↩

.0. Amdahl, G. M. (1967). Validity of the single processor approach to achieving large scale computing capabilities. *AFIPS Conference Proceedings*, 30, 483-485. https://doi.org/10.1145/1465482.1465560. Establece el límite de aceleración por paralelización. ↩

.1. Gunther, N. J. (2007). *Guerrilla Capacity Planning: A Tactical Approach to Planning for Highly Scalable Applications and Services*. Springer. Formula la ley universal de escalabilidad con términos de contención y de coherencia. ↩

.2. Dean, J., & Barroso, L. A. (2013). The Tail at Scale. *Communications of the ACM*, 56(2), 74-80. https://doi.org/10.1145/2408776.2408794. Explica cómo la latencia de cola domina cuando una petición depende de muchos componentes. ↩

.3. Kubernetes. (2026). *Horizontal Pod Autoscaling*. https://kubernetes.io/docs/concepts/workloads/autoscaling/horizontal-pod-autoscale/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

.4. Prometheus. (2026). *Metric and label naming*. https://prometheus.io/docs/practices/naming/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

.5. Hugging Face. (2026). *Text Generation Inference: Metrics*. https://huggingface.co/docs/text-generation-inference/reference/metrics. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩

.6. OpenTelemetry. (2026). *Semantic Conventions for Generative AI Systems*. https://opentelemetry.io/docs/specs/semconv/gen-ai/. Consultado el 27 de mayo de 2026. ↩