



**ALCALDÍA DE
ARMENIA**

ALCALDÍA DE ARMENIA • QUINDÍO

Secretaría de Hacienda

**GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO EN
INTELIGENCIA TRIBUTARIA
BASADA EN MODELOS DE IA LOCAL**

Propuesta Integral — Proyecto Armenia

Agosto de 2026

Contenido

RESUMEN EJECUTIVO	4
1. DIAGNÓSTICO: EL CAPITAL DE CONOCIMIENTO EXISTENTE Y SUS BRECHAS.....	5
1.1 Lo que Armenia ya tiene como punto de partida	5
1.2 Las tres brechas que la IA Local debe cerrar	6
Brecha 1: El bucle roto entre análisis y acción	6
Brecha 2: La soberanía del conocimiento fiscal.....	6
Brecha 3: El model overhang fiscal.....	6
2. MARCO CONCEPTUAL: CAPITAL DE CONOCIMIENTO FISCAL LOCAL	7
2.1 Qué es la IA Local y por qué es la respuesta correcta para fiscalidad	7
2.2 Los cuatro principios del modelo.....	7
2.3 La arquitectura del capital de conocimiento fiscal.....	8
3. ARQUITECTURA TÉCNICA DEL SISTEMA DE IA LOCAL	9
3.1 Componentes del sistema.....	9
Módulo 1: Kernel de lenguaje fiscal local (LLM Local).....	9
Módulo 2: Motor de potencial tributario.....	10
Módulo 3: Perfilamiento y segmentación de contribuyentes.....	10
Módulo 4: Asistente fiscal de conocimiento (RAG + LLM).....	10
Módulo 5: Sistema de captura y retroalimentación	11
3.2 Infraestructura recomendada	11
3.3 Modelos de IA Local recomendados por función	12
4. MODELO DE GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO	14
4.1 Del conocimiento tácito al conocimiento institucional	14
Mecanismo 1: Biblioteca de conocimiento fiscal vivo	14
Mecanismo 2: Captura estructurada de resultados fiscales	14
Mecanismo 3: Protocolos de transferencia de conocimiento.....	15
4.2 La orquestación: cómo se coordinan los módulos	15
5. INTEGRACIÓN CON PROYECTO ARMENIA.....	17
5.1 Cómo la IA Local completa lo que Proyecto Armenia dejó pendiente	17
5.2 Lo que Proyecto Armenia aporta al sistema de IA Local	18
6. HOJA DE RUTA DE IMPLEMENTACIÓN	18
6.1 Condiciones de éxito no negociables.....	19
6.2 Indicadores de éxito del sistema	20
7. JUSTIFICACIÓN ESTRATÉGICA.....	21
7.1 Por qué IA Local y no soluciones cloud	21
7.2 La ventana de oportunidad.....	21
7.3 Síntesis: de la plataforma analítica al sistema de gobierno fiscal.....	22



RESUMEN EJECUTIVO

La Secretaría de Hacienda de Armenia dispone de una capacidad analítica excepcional mediante Proyecto Armenia, pero enfrenta una brecha crítica: el conocimiento generado por los observatorios no se convierte sistemáticamente en acción fiscal, y los resultados de esa acción no retroalimentan el análisis. El bucle está roto.

Esta propuesta plantea cerrar ese bucle mediante la implementación de modelos de Inteligencia Artificial Local — ejecutados sobre infraestructura controlada por la Secretaría — que actúen como columna vertebral de un sistema integrado de gestión del conocimiento tributario. La IA Local no es un fin en sí mismo: es el mecanismo que convierte el capital analítico existente en inteligencia operativa continua.

El principio rector

Una Secretaría de Hacienda que usa IA como herramienta de consulta produce mejores informes. Una Secretaría que usa IA Local para construir un bucle de aprendizaje propio acumula conocimiento institucional que se vuelve más valioso con cada ciclo — independientemente de quién ocupe los cargos.

El concepto de 'capital de tokens' de Satya Nadella (Microsoft, 2026) es directamente aplicable: la ventaja competitiva no está en acceder al mejor modelo de IA disponible en el mercado, sino en construir un bucle de aprendizaje propio con los datos únicos de la organización. Para la Secretaría de Hacienda, esos datos únicos son los registros tributarios, los modelos econométricos del Observatorio y el conocimiento institucional acumulado desde 2022.

1. DIAGNÓSTICO: EL CAPITAL DE CONOCIMIENTO EXISTENTE Y SUS BRECHAS

1.1 Lo que Armenia ya tiene como punto de partida

Proyecto Armenia representa una ventaja de partida excepcional. A diferencia de la mayoría de municipios colombianos que comenzarían desde cero, la Secretaría de Hacienda de Armenia ya tiene contruidos los elementos más difíciles de crear:

Activo existente	Su valor como capital de conocimiento
Observatorio Tributario activo (2022-2026)	Corpus documental propio: más de 25 estudios técnicos sobre recaudo, evasión, ICA, predial, gasolina, incentivos y proyecciones fiscales. Este corpus es el insumo primario para entrenar un modelo local.
Observatorio Económico con modelos propios	Modelos ARDL, curva de Phillips local, análisis de transmisión sectorial. Metodologías documentadas que constituyen propiedad intelectual de la Secretaría.
Stack tecnológico operativo	R, Python, Power BI, Tableau y Claude Pro ya en uso. El equipo tiene capacidad técnica para adoptar y operar IA Local sin curva de aprendizaje desde cero.
Datos propios estructurados	Series históricas de recaudo (ICA, predial, sobretasa, ICLD) desde 2015. Dashboards interactivos con información mensual. Base gravable con dimensión temporal.
Articulación institucional	La unidad depende directamente de la Secretaría de Hacienda y produce para el ciclo de decisión. No es un observatorio académico desconectado de la gestión.

1.2 Las tres brechas que la IA Local debe cerrar

Brecha 1: El bucle roto entre análisis y acción

El conocimiento se produce pero no completa el ciclo. Los estudios del Observatorio Tributario describen la evasión, la dinámica del recaudo y el comportamiento de los contribuyentes con precisión metodológica, pero ese diagnóstico no genera automáticamente una lista de casos para fiscalizar, una alerta de cartera en riesgo o una recomendación de estrategia de cobro. El conocimiento queda en el estudio; la acción depende de la decisión discrecional de quien lo lea.

Brecha 2: La soberanía del conocimiento fiscal

Nadella (2026) lo formula con claridad: usar solo modelos externos genéricos significa que el valor fluye hacia el proveedor, no hacia la organización. Para la Secretaría, el riesgo equivalente es doble: dependencia de herramientas cloud que procesan datos fiscales confidenciales en servidores externos, y dependencia de personas específicas que concentran el conocimiento metodológico. Cuando el contratista o el funcionario clave sale, el conocimiento se va con ellos.

La IA Local resuelve ambas dimensiones: el modelo corre en infraestructura controlada por la Secretaría (soberanía de datos), y el conocimiento queda codificado en el sistema (soberanía institucional).

Brecha 3: El model overhang fiscal

La Secretaría tiene capacidad analítica sofisticada que no está desplegada en el ciclo operativo cotidiano. Los modelos ARDL y de aprendizaje de máquina se usan para producir notas de coyuntura, pero no están integrados en el proceso de gestión de cartera, selección de casos para fiscalización o evaluación de incentivos en tiempo real. Es el 'desajuste entre la capacidad técnica disponible y la incapacidad de usarla en procesos específicos' que el artículo de Microsoft describe.

2. MARCO CONCEPTUAL: CAPITAL DE CONOCIMIENTO FISCAL LOCAL

2.1 Qué es la IA Local y por qué es la respuesta correcta para fiscalidad

La IA Local es la ejecución de modelos de lenguaje e inteligencia artificial en infraestructura controlada por la propia organización — ya sea en servidores propios, en un entorno cloud privado o en estaciones de trabajo de alto rendimiento — sin que los datos salgan del perímetro institucional.

Para una Secretaría de Hacienda, esto no es una preferencia técnica sino una necesidad legal y estratégica: los datos tributarios de los contribuyentes están protegidos por reserva fiscal (Estatuto Tributario y Ley 1437 de 2011), lo que imposibilita procesarlos en servicios cloud genéricos sin controles específicos. La IA Local elimina ese riesgo de raíz.

La analogía del artículo de Nadella (Microsoft, 2026) aplicada a Armenia

Microsoft describe su infraestructura de IA como una 'fábrica de tokens'. La Secretaría de Hacienda de Armenia necesita su propia 'fábrica de conocimiento fiscal': un sistema que ingiera datos tributarios propios, produzca análisis, genere acciones operativas y retroalimente el ciclo con los resultados. La diferencia entre la gran empresa y la alcaldía no es conceptual — es de escala. El principio es idéntico.

2.2 Los cuatro principios del modelo

Principio	Qué significa para la Secretaría
Soberanía sobre los datos	Los datos tributarios nunca salen del perímetro institucional. El modelo local procesa información confidencial sin riesgo legal ni filtración de valor hacia terceros.
Acumulación de conocimiento propio	Cada análisis, cada fiscalización, cada resultado de cobro es capturado como dato que mejora el sistema. El conocimiento no desaparece cuando cambia el funcionario.
Orquestación sobre el modelo	No hay un solo modelo que lo hace todo. Hay modelos especializados para análisis económico, para perfilamiento de contribuyentes, para análisis de cartera y para redacción de actos administrativos, coordinados por un protocolo común.
Bucle de retroalimentación cerrado	El ciclo completo es: diagnóstico → potencial → acción → resultado → retroalimentación al diagnóstico. Cada vuelta del ciclo mejora la precisión de la siguiente.

2.3 La arquitectura del capital de conocimiento fiscal

El capital de conocimiento fiscal de la Secretaría tiene cuatro capas que se construyen sobre lo ya existente en Proyecto Armenia:

Capa	Contenido
Capa 1: Corpus documental	Todo el conocimiento explícito ya producido: estudios del Observatorio Tributario, Fiscal, Inmobiliario, Turístico y Económico, procedimientos internos, estatuto tributario municipal, jurisprudencia aplicable, manuales de fiscalización.
Capa 2: Datos estructurados	Series históricas de recaudo, censo de contribuyentes, cartera por antigüedad, resultados de fiscalizaciones anteriores, matrículas mercantiles, avalúos catastrales.

Capa	Contenido
Capa 3: Modelos y metodologías	Los modelos econométricos propios (ARDL, curva de Phillips local, modelos de transmisión sectorial) documentados como activos institucionales reproducibles.
Capa 4: Conocimiento tácito capturado	Las decisiones tomadas, los criterios aplicados en casos específicos, los patrones de comportamiento de contribuyentes identificados por la experiencia del equipo. Esta capa es la más difícil de construir y la más valiosa.

3. ARQUITECTURA TÉCNICA DEL SISTEMA DE IA LOCAL

3.1 Componentes del sistema

El sistema de IA Local para Inteligencia Tributaria se compone de cinco módulos integrados. No es un producto único: es una arquitectura que orquesta herramientas especializadas según el tipo de tarea.

Módulo 1: Kernel de lenguaje fiscal local (LLM Local)

Es el núcleo del sistema: un modelo de lenguaje de gran escala ejecutado localmente sobre la infraestructura de la Secretaría. En 2026, los modelos open-source de referencia para este propósito son Llama 3.1 (Meta), Mistral Large y Qwen 2.5, todos con capacidad suficiente para análisis fiscal sofisticado y operables en servidores de mediana capacidad mediante Ollama o LM Studio.

Este modelo se especializa en el contexto fiscal municipal colombiano mediante dos técnicas complementarias:

- Fine-tuning supervisado con el corpus documental del Observatorio Tributario: los estudios técnicos, las metodologías, los estatutos y la jurisprudencia relevante se convierten en datos de entrenamiento que dan al modelo conocimiento específico del contexto de Armenia.

- Retrieval-Augmented Generation (RAG): cuando el modelo responde a una consulta, no trabaja solo desde su entrenamiento sino que recupera documentos relevantes de la biblioteca de conocimiento fiscal en tiempo real — garantizando precisión y trazabilidad de fuentes.

Módulo 2: Motor de potencial tributario

Modelo estadístico permanente que calcula trimestralmente la brecha entre el recaudo real y el potencial para cada tributo municipal. Se alimenta automáticamente con las nuevas declaraciones y pagos del sistema de información tributaria, y produce dos salidas:

- Un índice de brecha tributaria por sector económico y por tipo de tributo (predial e ICA como prioritarios).
- Una señal de alerta cuando la brecha supera un umbral predefinido, que activa automáticamente el módulo de fiscalización.

Este módulo traduce el análisis VAB → potencial ICA que el Observatorio Tributario ya hace en estudios puntuales en un proceso continuo y automatizado.

Módulo 3: Perfilamiento y segmentación de contribuyentes

Modelo de aprendizaje de máquina que clasifica a cada contribuyente en una matriz de riesgo tributario cruzando variables de comportamiento histórico, sector económico, tamaño de la obligación, antigüedad de la mora y señales externas. Produce:

- Un score de riesgo individual actualizado mensualmente para cada contribuyente activo.
- Segmentación de la cartera morosa en grupos con estrategia de cobro diferenciada: cobro persuasivo automatizado, gestión personalizada, cobro coactivo prioritario.
- Lista mensual priorizada de contribuyentes para visita de fiscalización, ordenada por potencial de recaudo adicional y probabilidad de hallazgo.

Módulo 4: Asistente fiscal de conocimiento (RAG + LLM)

Interfaz conversacional que permite a los funcionarios de la Secretaría consultar el conocimiento institucional acumulado en lenguaje natural. A diferencia de un buscador, este módulo comprende el

contexto de la consulta y genera respuestas fundamentadas en los documentos propios de la Secretaría.

- Un auditor puede preguntar: '¿Cuál es el precedente para liquidar ICA en empresas de plataformas digitales en Armenia?' y obtener una respuesta basada en los actos administrativos, las notas del Observatorio y la normativa aplicable, con citas exactas.
- Un cobrador puede consultar: '¿Cuál es el historial de pago y el perfil de riesgo del contribuyente NIT XXXXX?' y obtener un resumen estructurado con recomendación de estrategia.
- El secretario de hacienda puede preguntar: '¿Qué sectores tienen la mayor brecha tributaria este trimestre?' y recibir un análisis inmediato con visualización.

Módulo 5: Sistema de captura y retroalimentación

Es el módulo que cierra el bucle de aprendizaje. Registra automáticamente cada acción fiscal (fiscalización ejecutada, cobro realizado, incentivo otorgado) junto con su resultado (recaudo adicional, cartera recuperada, impacto en el censo). Estos registros se convierten en datos de retroalimentación que mejoran los modelos de potencial y perfilamiento en cada ciclo trimestral.

El ciclo virtuoso completo

Datos tributarios → Motor de potencial (¿cuánto debería recaudar?) → Perfilamiento (¿quién no está pagando y por qué?) → Lista de acción (¿a quién fiscalizar/cobrar primero?) → Acción fiscal → Resultado capturado → Retroalimentación al motor de potencial → Ciclo mejorado. Cada vuelta produce más conocimiento institucional.

3.2 Infraestructura recomendada

La IA Local no requiere infraestructura de nivel empresarial para ser efectiva en el contexto municipal. El stack mínimo viable para el sistema propuesto es accesible dentro del presupuesto de una secretaría de hacienda de categoría especial:

Componente	Especificación mínima	Propósito
Servidor de cómputo	GPU NVIDIA RTX 4090 o A10G, 64 GB RAM, 4 TB SSD NVMe	Ejecución de modelos LLM (Llama 3.1 70B cuantizado o Mistral Large)
Base de datos vectorial	Qdrant o Chroma, desplegado localmente	Almacenamiento del corpus documental para RAG
Motor de orquestación	Ollama + LangChain + n8n (automatización de flujos)	Coordinación entre módulos y automatización de pipelines
Base de datos tributaria	PostgreSQL con extensión pgvector	Datos estructurados + embeddings de contribuyentes
Interfaz de usuario	Panel web interno (Streamlit o Gradio)	Acceso de funcionarios al asistente fiscal y dashboards
Seguridad y acceso	Autenticación por roles, cifrado en reposo, VPN interna	Protección de datos fiscales bajo reserva tributaria

3.3 Modelos de IA Local recomendados por función

Función	Modelo recomendado	Justificación
Análisis de texto fiscal (RAG)	Llama 3.1 70B (cuantizado Q4) vía Ollama	Mejor balance capacidad/costo para contexto en español. Probado en análisis jurídico-fiscal.
Perfilamiento de contribuyentes	XGBoost + LightGBM (Python, ya en uso)	El equipo ya tiene capacidad en estas herramientas. No requiere curva de aprendizaje.
Motor de potencial tributario	Modelos ARIMA/ARDL propios + integración LLM para interpretación	Continuidad con los modelos ya desarrollados en el Observatorio.
Generación de actos administrativos	Mistral 7B fine-tuned en plantillas propias	Modelo liviano, veloz, suficiente para generación de texto estructurado con plantillas.

Función	Modelo recomendado	Justificación
Embeddings para búsqueda semántica	nomic-embed-text (local, gratuito)	Modelo de embeddings de alto rendimiento ejecutable localmente sin costo.

4. MODELO DE GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO

4.1 Del conocimiento tácito al conocimiento institucional

El problema central de la gestión del conocimiento en una entidad pública no es la falta de conocimiento — es que el conocimiento reside en las personas, no en el sistema. Cuando el funcionario que sabe cómo interpretar la evasión en el sector comercial de Armenia cambia de cargo, ese conocimiento desaparece institucionalmente.

El modelo propuesto convierte el conocimiento tácito en conocimiento explícito mediante tres mecanismos:

Mecanismo 1: Biblioteca de conocimiento fiscal vivo

Un repositorio estructurado que no es un archivo pasivo sino un sistema vivo alimentado continuamente:

- Todo estudio técnico producido por los Observatorios se ingresa como documento estructurado con metadatos: autor, fecha, metodología, fuentes, conclusiones clave.
- Cada procedimiento de fiscalización, resolución sancionatoria o acuerdo de pago se registra con el criterio técnico que lo fundamentó.
- Cada cambio normativo (actualización del Estatuto Tributario Municipal, nuevas leyes nacionales) se incorpora con análisis de impacto sobre el recaudo de Armenia.
- El modelo RAG indexa todo este contenido y lo hace recuperable en tiempo real por cualquier funcionario con acceso al sistema.

Mecanismo 2: Captura estructurada de resultados fiscales

Cada acción fiscal produce conocimiento que hoy se pierde porque no se registra de manera estructurada. El sistema implementa captura automática de:

- Resultado de cada visita de fiscalización: contribuyente visitado, hallazgos, monto reliquidado, tiempo empleado. Esto construye el banco de experiencia que entrena el modelo de perfilamiento.
- Resultado de cada estrategia de cobro: qué tipo de comunicación produjo pago voluntario, en qué segmento de contribuyentes, en qué plazo. Esto optimiza la segmentación de cartera.
- Resultado de cada incentivo tributario otorgado: quién lo recibió, cuánto empleo generó, cuánto ICA pagó en los dos años siguientes. Esto evalúa automáticamente la política de incentivos.

Mecanismo 3: Protocolos de transferencia de conocimiento

El sistema técnico es necesario, pero no suficiente. Se requieren protocolos institucionales que garanticen la transferencia de conocimiento independientemente de la rotación de personal:

- Documentación obligatoria de metodologías: cada modelo econométrico desarrollado debe tener un documento técnico que explique sus supuestos, sus limitaciones y su proceso de actualización, de manera que otro profesional pueda replicarlo.
- Sesiones de actualización del sistema: bimestralmente, el equipo revisa los resultados del ciclo fiscal y actualiza los criterios del modelo de perfilamiento con los hallazgos empíricos más recientes.
- Manual operativo del sistema de IA Local: documento vivo que describe cómo usar cada módulo, qué preguntas puede responder, cuáles son sus limitaciones y cómo interpretar sus salidas.

4.2 La orquestación: cómo se coordinan los módulos

Siguiendo el principio de Nadella (2026) — la ventaja está en la orquestación, no en el modelo individual — el sistema no funciona como una herramienta única sino como una red de módulos especializados que se activan según el tipo de tarea:

Situación operativa	Módulos que se activan
Cierre de trimestre fiscal	Motor de potencial actualiza la brecha. Dashboard ejecutivo genera informe automático para el Secretario. Alertas activadas si brecha supera umbral.
Inicio de campaña de fiscalización	Módulo de perfilamiento genera lista priorizada. Asistente fiscal entrega ficha de cada contribuyente seleccionado. RAG recupera antecedentes relevantes.
Consulta de un auditor sobre normativa	Asistente fiscal (RAG + LLM) recupera documentos pertinentes y sintetiza respuesta con citas. No requiere buscar en carpetas ni consultar a un superior.
Evaluación de incentivo tributario vigente	Sistema de captura recupera resultados históricos del incentivo. Motor de potencial calcula el costo fiscal. LLM genera análisis de costo-beneficio preliminar.
Incorporación de un nuevo funcionario	El asistente fiscal actúa como tutor: responde preguntas sobre procedimientos, normativa y criterios aplicados en casos anteriores. El conocimiento institucional está disponible desde el primer día.
Cambio normativo (nueva ley)	El documento normativo se ingresa al sistema. RAG actualiza su índice. El LLM produce automáticamente una nota de impacto sobre el recaudo de Armenia.

5. INTEGRACIÓN CON PROYECTO ARMENIA

5.1 Cómo la IA Local completa lo que Proyecto Armenia dejó pendiente

La evaluación de Proyecto Armenia identificó que el Observatorio Tributario es analíticamente maduro pero operativamente incompleto: produce conocimiento de calidad que no cierra el ciclo hacia la acción fiscal. El sistema de IA Local es exactamente la pieza que falta.

Brecha identificada en Proyecto Armenia	Cómo la IA Local la cierra
Sin modelo permanente de potencial tributario	El Motor de Potencial (Módulo 2) automatiza este cálculo trimestralmente, produciendo la brecha en tiempo real sin necesidad de elaborar un estudio cada vez.
Sin gestión activa del censo tributario	El Módulo 3 cruza el censo con fuentes externas (DIAN, Cámara de Comercio) y genera alertas sobre inconsistencias y omisos no identificados.
Sin protocolo operativo de fiscalización focalizada	El Módulo 3 genera la lista priorizada de fiscalización como salida estándar. El protocolo operativo está codificado en el algoritmo, no en la discrecionalidad individual.
Sin segmentación de cartera para cobro diferenciado	El Módulo 3 clasifica cada deudor en una categoría de estrategia de cobro (persuasivo, personalizado, coactivo) con argumento fundamentado en su historial.
Sin integración operativa entre observatorios	El Módulo 1 y el Motor de Potencial se alimentan del mismo corpus económico-tributario. El bucle integra los dos observatorios en un ciclo único.

5.2 Lo que Proyecto Armenia aporta al sistema de IA Local

La relación no es unidireccional. Proyecto Armenia aporta al sistema de IA Local los insumos que hacen su implementación viable desde el primer día:

- El corpus documental de los Observatorios es el material de entrenamiento del LLM fiscal local. Sin ese corpus, el modelo tardaría años en adquirir conocimiento contextual de Armenia. Con él, el fine-tuning puede comenzar desde el inicio.
- Los modelos econométricos existentes (ARDL, curva de Phillips, modelos de transmisión) son la base del Motor de Potencial. No hay que construirlos desde cero — hay que integrarlos en el pipeline automatizado.
- El stack tecnológico (R, Python, Power BI) es compatible con los componentes de IA Local propuestos. El equipo técnico puede operar el nuevo sistema sin reemplazo de herramientas existentes.
- La gobernanza de datos ya establecida en Proyecto Armenia facilita la definición de permisos de acceso al sistema de IA Local por roles institucionales.

6. HOJA DE RUTA DE IMPLEMENTACIÓN

La implementación se organiza en cuatro fases progresivas que respetan la capacidad operativa de la Secretaría y minimizan el riesgo de disrupción del servicio. Cada fase produce valor operativo inmediato, no solo infraestructura.

Fase	Duración	IA Local: acciones	Gestión del Conocimiento
Fase 1 Alistamiento	Meses 1-3	Instalar entorno Ollama + modelo base (Llama 3.1 o Mistral). Definir arquitectura de datos fiscal. Conectar fuentes internas.	Inventario de conocimiento existente. Documentar metodologías del Observatorio como activo institucional.

Fase	Duración	IA Local: acciones	Gestión del Conocimiento
Fase 2 Kernel tributario	Meses 4-7	Entrenar modelo de lenguaje con corpus fiscal municipal. Implementar RAG sobre base documental de la Secretaría.	Construir biblioteca de conocimiento fiscal: normas, jurisprudencia, procedimientos, estudios propios. Primeros protocolos de captura.
Fase 3 Módulos operativos	Meses 8-12	Activar módulo de potencial tributario y perfilamiento de contribuyentes. Dashboards predictivos en producción.	Bucle de retroalimentación activo. Cada acción fiscal registrada como dato de entrenamiento. Sistema de alertas inteligentes.
Fase 4 Consolidación	Año 2-3	Modelos predictivos de evasión por sector. Orquestación multi-modelo según tipo de análisis. Evaluación automática de incentivos.	Capital de conocimiento fiscal institucionalizado. La Secretaría no depende de personas específicas: el conocimiento está en el sistema.

6.1 Condiciones de éxito no negociables

Condición	Por qué es no negociable
Decisión política del Secretario de Hacienda	El sistema produce hallazgos que implican cobrar a contribuyentes con influencia. Sin respaldo explícito para actuar sobre las salidas del sistema, el modelo es un ejercicio técnico costoso.
Perfil técnico híbrido en el equipo	Se necesita al menos un profesional que entienda tanto los modelos de IA como el proceso fiscal tributario. Sin ese perfil, el sistema se convierte en una caja negra que nadie puede interpretar ni mantener.
Infraestructura propia o controlada	Los datos tributarios no pueden procesarse en servicios cloud genéricos. La IA Local requiere inversión en hardware propio

Condición	Por qué es no negociable
	o en un entorno cloud privado bajo control exclusivo de la Secretaría.
Protocolo de captura de resultados	Si las acciones fiscales no se registran estructuradamente, el bucle de retroalimentación no funciona y el sistema se degrada. Este protocolo debe ser obligatorio, no voluntario.
Documentación como activo institucional	Las metodologías, los modelos y los criterios deben existir como documentos de la Secretaría, no en los computadores personales de los funcionarios. Sin esto, la soberanía del conocimiento es ilusoria.

6.2 Indicadores de éxito del sistema

Indicador	Línea de base (año 1)	Meta (año 3)
Brecha tributaria estimada (potencial vs. real)	Calculada anualmente en estudios	Actualizada trimestralmente de forma automática
Tiempo entre diagnóstico y acción fiscal	Semanas o meses (discrecional)	Menos de 5 días hábiles (protocolo automático)
Cobertura del censo tributario activo	Sin medición sistemática	95% de contribuyentes con score de riesgo actualizado
Retorno de la fiscalización	Sin medición estructurada	Medido por caso: recaudo adicional / costo de la visita
Independencia del conocimiento de personas	Alta dependencia de funcionarios clave	Cualquier nuevo funcionario opera el sistema desde el día 1
Evaluación de incentivos tributarios	Estudios puntuales sin periodicidad	Evaluación automática anual de cada incentivo vigente

7. JUSTIFICACIÓN ESTRATÉGICA

7.1 Por qué IA Local y no soluciones cloud

La decisión de adoptar IA Local en lugar de depender de servicios cloud genéricos no es solo técnica — es estratégica y legal:

- Reserva fiscal: el Estatuto Tributario prohíbe divulgar información de contribuyentes. Procesar datos tributarios en APIs externas (OpenAI, Google, Anthropic) expone a la Secretaría a riesgos legales significativos, independientemente de los términos de servicio del proveedor.
- Soberanía del conocimiento: cuando la Secretaría usa un modelo externo genérico, el proveedor captura valor de los datos municipales para mejorar sus modelos globales. Con IA Local, ese valor se queda en la institución.
- Independencia de precios y condiciones: los proveedores cloud pueden cambiar precios, discontinuar modelos o modificar condiciones de privacidad. Un modelo local, una vez instalado, no tiene esas dependencias.
- Capacidad de ajuste contextual: un modelo local puede ser ajustado con la normativa específica del Estatuto Tributario de Armenia, los precedentes jurisprudenciales locales y las metodologías propias del Observatorio. Un modelo genérico no.

7.2 La ventana de oportunidad

El artículo de Microsoft señala que 'la ventana para construir ventaja competitiva con IA aún está abierta, pero se está cerrando rápidamente'. Para una Secretaría de Hacienda municipal, la analogía es directa: los municipios que institucionalicen capacidad de IA Local en los próximos dos años tendrán una ventaja de conocimiento fiscal que tardará años en ser replicada por quienes comiencen después.

Armenia tiene una ventaja de partida excepcional con Proyecto Armenia. Pero esa ventaja es frágil si no se cierra el bucle operativo y si el conocimiento acumulado no se codifica en un sistema que lo

preserve y lo mejore con cada ciclo. El momento de construir esa arquitectura es ahora, mientras el equipo que la diseñó sigue institucionalizado.

El argumento de fondo

Una Secretaría de Hacienda que gestiona su conocimiento con IA Local deja de depender de estudios que llegan tarde, de consultores que se van y de funcionarios que concentran el saber hacer. Construye en cambio un activo institucional que mejora con cada ciclo fiscal: sabe más de su territorio tributario que cualquier otra entidad, y esa información le pertenece. Eso es soberanía fiscal real.

7.3 Síntesis: de la plataforma analítica al sistema de gobierno fiscal

La Secretaría de Hacienda de Armenia ya tiene una plataforma analítica de primer nivel en Proyecto Armenia. Lo que esta propuesta plantea es dar el paso siguiente: convertir esa plataforma en un sistema de gobierno fiscal basado en conocimiento acumulado y bucle de aprendizaje continuo.

La diferencia no está en las herramientas — el equipo ya tiene la mayoría. Está en la arquitectura que las conecta: el ciclo que convierte el diagnóstico en acción, la acción en resultado, el resultado en conocimiento institucional y el conocimiento en mejor diagnóstico. Ese ciclo, operado con modelos de IA Local, es el capital de conocimiento fiscal que ningún consultor externo puede replicar ni llevarse.