SUELOS ECUATORIALES

Sociedad Colombiana de la Ciencia del Suelo

https://doi.org/10.47864/se552025p2435

# Transferencia de Conocimiento Agrícola Mediante Sistemas de Inteligencia Artificial Agéntica: Una Revisión

# Agricultural Knowledge Transfer Through Agentic Artificial Intelligence Systems: A Review

Edgar Leonardo Camero Ortiz[1*] ✉

[1*] Universidad Surcolombiana, Avenida Pastrana Borrero con Carrera 1, Neiva, Colombia.

Vol. 55 (1 y 2) de 2025 | pp: 24-35 | ISSN 0562-5351 E-ISSN 2665-6558 | REC.: 30/07/2026 - ACEP.: 16/08/2026

**RESUMEN**

La transferencia efectiva de conocimiento hacia los pequeños agricultores es un desafío fundamental para la sostenibilidad agropecuaria y la mitigación del cambio climático. Actualmente, la brecha existente entre los avances científicos en edafología y las prácticas aplicadas en campo limita severamente la productividad y amenaza la preservación de la salud del suelo. Este artículo de revisión analiza de manera exhaustiva cómo los Sistemas Multi-Agente (MAS) o Inteligencia Artificial (IA) Agéntica han comenzado a abordar esta problemática, superando las limitaciones de los enfoques de extensión agrícola tradicionales. Para ello, se aplicó una metodología híbrida de revisión de literatura que combinó el rigor tradicional con herramientas computacionales avanzadas, incluyendo el cribado manual de 321 artículos y la validación humana de 190 documentos preprocesados mediante IA. Los hallazgos demuestran que los sistemas agénticos logran superar a los modelos predictivos convencionales gracias a su autonomía, capacidad de razonamiento iterativo, uso de herramientas externas (como RAG) y adaptación al contexto local. Frameworks recientes, tales como AgroAskAI y Farmer.Chat, ofrecen soluciones prácticas al "ruido semántico" la barrera cognitiva y lingüística entre el lenguaje técnico-científico y el dialecto del agricultor rural permitiendo recomendaciones precisas en tiempo real. Se concluye que la integración de IA agéntica en la agricultura democratiza el acceso a la agronomía de precisión, facilitando el manejo sostenible de diferentes tipos de suelos bajo el sistema U.S. Soil Taxonomy, aunque persisten retos significativos frente a la brecha digital y la gobernanza de datos.

**Palabras clave:** Sistemas Multi-Agente, Extensión Agrícola, Ruido Semántico, Modelos de Lenguaje Grande (LLM), Manejo sostenible del suelo.

**ABSTRACT**

The effective transfer of knowledge to smallholder farmers remains a fundamental challenge for agricultural sustainability and climate change mitigation. Currently, the gap between scientific advances in edaphology and field-applied practices severely limits productivity and threatens soil health preservation. This review article comprehensively analyzes how Multi-Agent Systems (MAS) or Agentic Artificial Intelligence (AI) have begun to address this issue, overcoming the limitations of traditional agricultural extension approaches. To this end, a hybrid literature review methodology was applied, combining traditional rigor with advanced computational tools, including the manual screening of 321 articles and the human validation of 190 documents pre-processed by AI. Findings demonstrate that agentic systems outperform conventional predictive models due to their autonomy, iterative reasoning capabilities, use of external tools (such as RAG), and adaptation to local contexts. Recent frameworks, such as AgroAskAI and Farmer.Chat, offer practical solutions to "semantic noise" the cognitive and linguistic barrier between technical-scientific language and rural farmer dialects enabling precise, real-time recommendations. It is concluded that the integration of agentic AI in agriculture democratizes access to precision agronomy, facilitating the sustainable management of different soil types under the U.S. Soil Taxonomy system, although significant challenges persist regarding the digital divide and data governance.

**Keywords:** Multi-Agent Systems, Agricultural Extension, Semantic Noise, Large Language Models (LLM), Soil Sustainability.

## INTRODUCCIÓN

La agricultura contemporánea enfrenta dilemas importantes debido principalmente a la necesidad de garantizar la seguridad alimentaria mundial frente a un escenario de cambio climático acelerado, y la degradación de servicios ecosistémicos y escasez de recursos hídricos. Se proyecta que para el año 2050 la población superará los 9.500 millones de personas, lo que incrementa la presión sobre el recurso edáfico de manera exponencial. En este panorama, la gestión del suelo ha dejado de ser un reto meramente técnico para transformarse en un asunto de interés público, donde el recurso es reconocido como un valor irremplazable para el avance de la sociedad y la preservación de la vida (Burbano Orjuela, 2022).

Históricamente, los servicios de extensión agrícola han actuado como el vehículo principal para transferir innovaciones desde los centros de investigación hacia el campo; sin embargo, estos modelos tradicionales adolecen de limitaciones críticas en términos de escalabilidad, inmediatez y adaptación al contexto hiperlocal (High et al., 2026). En ese sentido, la modelación espacial multi-agente ha demostrado ser una herramienta poderosa para comprender los procesos de difusión de innovaciones y de cambio en el uso de los recursos, al capturar explícitamente las interacciones sociales entre los productores (Berger, 2001). Una de las barreras más persistentes para la adopción de innovaciones sostenibles es el denominado "ruido semántico". Este fenómeno se manifiesta como una desconexión cognitiva y lingüística profunda entre el tecnicismo de los investigadores y los saberes tradicionales o lógicas empíricas de los agricultores (Prajapati et al., 2025). Mientras que el lenguaje científico se estructura bajo sistemas estandarizados como la U.S. Soil Taxonomy para clasificar órdenes complejos como el manejo de Andisols con rasgos redoximórficos o Vertisols con arcillas expansivas, el agricultor emplea un léxico regional y un conocimiento tácito fundamental que los sistemas de extensión convencionales rara vez logran decodificar (Burbano Orjuela, 2022). Al igual que en la lingüística computacional, donde la falta de datos masivos requiere agentes especializados para el análisis de léxicos específicos, la transferencia de conocimiento agrícola exige sistemas que puedan interpretar la jerga regional y armonizarla con la literatura científica verificada (Singleton et al., 2024).

Como respuesta a estos desafíos, la Inteligencia Artificial (IA) ha evolucionado desde sistemas expertos estáticos hacia los Sistemas Multi-Agente (MAS) o IA Agéntica. Esta evolución está documentada en revisiones sistemáticas que consolidan el avance de las tecnologías de IA en el sector agrícola, desde los sistemas expertos hasta los enfoques agénticos (Elbaşı et al., 2023). A diferencia de la IA generativa pasiva, un sistema agéntico posee la autonomía para razonar, planificar y colaborar entre múltiples "agentes" especializados suelo, clima, plagas y mercado que funcionan como una "mesa redonda virtual" capaz de resolver consultas agrícolas multifactoriales (Cantonjos & Biswas, 2026). Esta arquitectura permite que cada agente aborde una subtarea específica; por ejemplo, mientras un agente analiza la fertilidad del suelo en términos de NPK y pH, otro evalúa las predicciones meteorológicas, logrando un consenso que se traduce en recomendaciones prácticas y precisas para el productor (Amjad et al., 2025). Implementaciones recientes materializan esta arquitectura, como frameworks que integran agentes dedicados al monitoreo de nutrientes del suelo (NPK), al sensado climático y a la detección de enfermedades por visión artificial, coordinados por un agente supervisor en una plataforma única de análisis predictivo (Murad et al., 2026). Frameworks de vanguardia como AgroAskAI, OpenAg y

Farmer.Chat han comenzado a demostrar que es posible democratizar el acceso a la agronomía de precisión mediante el uso de arquitecturas multimodales y herramientas de Generación Aumentada por Recuperación (RAG). Estas tecnologías permiten mitigar las "alucinaciones" de los modelos de lenguaje al asegurar que cada recomendación esté anclada en documentos científicos y datos de sensores en tiempo real (Akbar et al., 2025). En esta misma dirección, los sistemas de asesoría basados en chatbots permiten a los pequeños agricultores acceder en cualquier momento a recomendaciones prácticas respaldadas por bases de conocimiento digitales, superando las limitaciones de cobertura de la extensión tradicional (Mzumara & Mulepa, 2025).

Evidencia reciente en el manejo de la salud del suelo sugiere que la implementación de agentes basados en Aprendizaje por Refuerzo Multiagente (MARL) puede lograr reducciones del 56.7% en el uso de fertilizantes nitrogenados sin sacrificar el rendimiento del cultivo, optimizando así la rentabilidad y minimizando el impacto ambiental (Amjad et al., 2025). No obstante, la integración de estas tecnologías en el sector rural no está exenta de riesgos. Existe una preocupación creciente sobre la brecha digital y el riesgo de un "monopolio del conocimiento" por parte de grandes corporaciones, lo que podría marginar aún más a los pequeños productores que carecen de infraestructura o alfabetización digital (Sarfo et al., 2025). En esa línea, la tipología de fincas la clasificación de explotaciones heterogéneas en grupos homogéneos según sus características biofísicas y socioeconómicas permite dirigir las intervenciones de extensión a las necesidades específicas de cada grupo, superando el enfoque de "talla única" (Sinha et al., 2022).

La efectividad de la transferencia de conocimiento depende fundamentalmente de la construcción de confianza, la transparencia algorítmica (IA Explicable o XAI) y el mantenimiento de un enfoque de "humano en el ciclo" (human-in-the-loop), donde el experto y el productor validen las decisiones de la máquina (Sinha, 2026, Havlik et al., 2025). La tecnología no debe verse como un fin, sino como un catalizador de un aprendizaje transformador que respete la identidad y creatividad del campesino (Burbano Orjuela, 2014, High et al., 2026).

El objetivo de este artículo de revisión es analizar de manera exhaustiva el estado del arte de la Inteligencia Artificial Agéntica aplicada a la transferencia de conocimiento hacia pequeños agricultores. Se examina cómo estos sistemas mitigan el ruido semántico mediante el procesamiento de lenguajes naturales, superan las deficiencias estructurales de la extensión tradicional y facilitan el manejo sostenible de diferentes tipos de suelos.

A través de este análisis, se busca fundamentar una nueva gobernanza del recurso edáfico basada en la integración de la ciencia de vanguardia con la realidad social y ecológica del campo, promoviendo una agricultura que sea ética, equitativa y resiliente ante la crisis climática global (Burbano Orjuela, 2022).

## Rigor Metodológico de la Revisión Bibliográfica

Para garantizar la transparencia, exhaustividad y reproducibilidad de esta revisión, se adoptó una metodología híbrida basada en las directrices del modelo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), un estándar ampliamente reconocido para la síntesis de evidencia científica en dominios interdisciplinarios (Akbar et al., 2025, Gund et al., 2025). El proceso se estructuró en tres fases secuenciales que integraron el criterio experto humano con


Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 24-35. https://doi.org/10.47864/se552025p2435

herramientas de Inteligencia Artificial (IA) generativa.

**Fase 1:** Identificación y búsqueda de literatura. Se realizaron consultas exhaustivas en seis bases de datos académicas globales: OpenAlex, Crossref, CORE, BASE, ArXiv y Semantic Scholar. El diseño de las ecuaciones de búsqueda se orientó a capturar la intersección entre los sistemas agénticos, la transferencia de conocimiento rural y la gestión de recursos naturales, utilizando los siguientes operadores booleanos:

> *("knowledge transfer" OR "technology transfer") AND (farmers OR agriculture OR "rural communities") AND ("multi-agent systems" OR "agentic AI" OR "multiagent AI")*
> *"knowledge transfer to farmers" AND ("multi-agent systems" OR "agentic AI")*
> *TITLE-ABS-KEY(("knowledge transfer" OR "technology transfer") AND (farmers OR agriculture) AND ("multi-agent systems" OR "agentic AI"))*

Este procedimiento permitió identificar un corpus inicial de 533 documentos publicados mayoritariamente en el periodo 2020-2026, lo que refleja el estado del arte de la denominada "Agricultura 5.0" (Srinivasu et al., 2026).

**Fase 2:** Cribado manual y criterios de relevancia. Un total de 321 artículos fueron evaluados mediante un análisis cualitativo directo por parte del autor, basándose en la lectura crítica de títulos y resúmenes. Los criterios de inclusión se centraron en estudios que demostraran la aplicabilidad de los Sistemas Multi-Agente (MAS) en la extensión agrícola, la resolución de barreras lingüísticas y el manejo de la salud del suelo bajo el sistema U.S. Soil Taxonomy (Bonifacio et al., 2025). Se excluyeron trabajos puramente teóricos sobre algoritmos computacionales que no presentaran una validación o aplicabilidad en el dominio agronómico o rural.

**Fase 3:** Cribado asistido por IA y validación humana (Human-in-the-loop). Para los 190 documentos restantes, se emplearon flujos de trabajo de procesamiento de lenguaje natural (NLP) mediante la herramienta Gemini 3.5 Pro usado el 13 de mayo de 2026. La IA se encargó de la extracción automatizada de arquitecturas de modelos, poblaciones objetivo y resultados cuantitativos clave de varios de los artículos. No obstante, para mitigar el riesgo de "alucinaciones" (generación de datos falsos) y asegurar la alineación ética y técnica del contenido, se aplicó un protocolo riguroso de validación humana (Sinha, 2026). Este enfoque se alinea con el paradigma de IA generativa con humano-en-el-ciclo, donde la máquina propone soluciones y el experto las revisa y selecciona, combinando el conocimiento de dominio con la capacidad de síntesis de los modelos generativos (Nagabhyru & Jyothi Babu, 2025). De los documentos pre-procesados por IA, se seleccionaron 22 artículos de alta pertinencia, los cuales fueron contrastados manualmente con su fuente original y analizados posteriormente con lectura por parte del autor. Finalmente, tras una revisión de integridad y coherencia se agregaron otros 45 artículos a criterio del autor de acuerdo a la lectura de los abstracts y títulos, en total se consolidó un núcleo de 67 artículos científicos que constituyen la base bibliográfica de esta revisión, garantizando que el corpus generado se armonice con la realidad científica mediante un enfoque sistémico y riguroso.

## Arquitecturas Agénticas y la Superación del "Ruido Semántico"

Uno de los obstáculos más persistentes en la transferencia de tecnología agrícola es

el denominado “ruido semántico”, definido como la barrera de comunicación que surge cuando el léxico técnico de los investigadores colisiona con los dialectos regionales y las lógicas empíricas de los productores (Briese, 2019). Mientras que la ciencia formal describe el suelo mediante categorías taxonómicas estandarizadas como la U.S. Soil Taxonomy, los agricultores emplean términos vernáculos cargados de significado operativo por ejemplo, “gumbo” para referirse a suelos arcillosos de alta pegajosidad o “stools” para los macollos que los sistemas de extensión tradicionales a menudo no logran decodificar (Briese, 2019, Swati et al., 2026). Para superar esta desconexión, han emergido arquitecturas de IA Agéntica que trascienden el modelo de respuesta estática de los chatbots convencionales. A diferencia de la IA generativa reactiva, un sistema agéntico se caracteriza por su capacidad de percibir, razonar, planificar y actuar de manera autónoma e interactiva (Amjad et al., 2025, Bonifacio et al., 2025).

Frameworks de vanguardia como AgroAskAI implementan una estructura de “cadena de responsabilidad” donde agentes especializados colaboran para interpretar la intención del usuario (Cantonjos & Biswas, 2026). En este modelo, un Agente de Parsing descompone la consulta del agricultor para extraer el contexto geográfico y temporal, mientras que un Agente Revisor actúa como una capa de gobernanza interna, detectando y mitigando posibles “alucinaciones” antes de emitir una recomendación (Cantonjos & Biswas, 2026).

Un componente crítico en estas arquitecturas es la Generación Aumentada por Recuperación (RAG). El sistema Agentic RAG permite que la IA no dependa únicamente de su memoria interna, sino que recupere dinámicamente información de bases de conocimiento curadas y verificadas por agencias gubernamentales o centros de investigación (Akbar et al., 2025, English, 2025). Esto garantiza que, incluso cuando el agricultor utiliza un lenguaje coloquial, el sistema pueda anclar su respuesta en literatura científica sobre órdenes de suelo específicos, como los Andisols o Vertisols del Valle del Cauca, adaptando el tecnicismo a un lenguaje práctico y accionable (High et al., 2026, Trujillo Obando et al., 2024).

Asimismo, el marco OpenAg propone una “democratización de la inteligencia agrícola” mediante la integración del conocimiento tácito la pericia intuitiva desarrollada por el campesino tras años de práctica con modelos de razonamiento causal (Thudumu & Fisher, 2025). Al emplear grafos de conocimiento neurales, estos sistemas pueden “aprender” la jerga regional de manera similar a como se han desarrollado agentes para el parsing de lenguas antiguas con escasos datos, utilizando reglas gramaticales y ontologías para normalizar terminologías heterogéneas (Singleton et al., 2024, Thudumu & Fisher, 2025).

En última instancia, estas arquitecturas no solo transmiten datos, sino que pueden incluso facilitar una “mesa redonda virtual” donde agentes de suelo, clima y mercado, cada uno con acceso a datos actualizados y científicos, negocien un consenso para ofrecer soluciones argumentadas que respeten la identidad cultural y la realidad biofísica del campo (Budaev et al., 2018, Das et al., 2026).

## Gestión Autónoma del Suelo y Sostenibilidad Edáfica

La transición hacia una gestión autónoma del suelo representa un cambio de paradigma en la agronomía moderna, donde el enfoque tradicional de calendarios fijos de fertilización es sustituido por una intervención dinámica basada en la necesidad real del ecosistema edáfico.


Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 24-35. https://doi.org/10.47864/se552025p2435

En la agricultura convencional, es frecuente observar el fenómeno del "consumo de lujo" de nutrientes, en el cual la aplicación excesiva de fertilizantes no se traduce en un incremento proporcional del rendimiento, sino que aumenta el riesgo de lixiviación de nitratos y la degradación de la salud del suelo. Esta problemática es relevante en regiones como el norte del departamento del Huila, donde la erosión, la salinización, la compactación y la contaminación inciden directamente sobre la calidad del suelo y sus funciones ecosistémicas (Torrente-Trujillo & Aristizábal-Martelo, 2024). Evidencia empírica reciente demuestra que los sistemas de IA Agéntica, particularmente aquellos fundamentados en el Aprendizaje por Refuerzo Multiagente (MARL), logran una optimización de recursos sin precedentes.

Estudios realizados bajo condiciones de campo demostraron que el uso de agentes autónomos permite reducir el consumo de fertilizantes nitrogenados en un 56.7% en comparación con las prácticas tradicionales del agricultor, manteniendo o incluso incrementando los índices de rendimiento (Amjad et al., 2025). Este ahorro no es solo económico, sino ambiental, al reducir la huella de carbono y prevenir la acidificación del medio edáfico. Asimismo, la preservación de la salud edáfica implica mitigar la contaminación por metales pesados, cuya fitotoxicidad puede aliviarse mediante enmiendas como el silicato de magnesio (Avellaneda & Gutiérrez Toro, 2024). Para cuantificar estos avances, se ha integrado el Índice de Salud del Suelo (SHI) como una métrica compuesta que evalúa el pH, el contenido de materia orgánica y la disponibilidad de macronutrientes (NPK).

Los marcos agénticos han demostrado una capacidad superior para mantener un SHI estable alrededor de 0.64 frente a 0.52 en prácticas tradicionales, evitando la pérdida extrema de nutrientes y mejorando la estructura física del suelo (Amjad et al., 2025). En otros sistemas de agricultura inteligente, la implementación de estos modelos ha permitido reducciones del 20% en la demanda de fertilizantes y ahorros de hasta el 47% en el recurso hídrico, demostrando que la precisión algorítmica es un pilar importante para la sostenibilidad (Hu, 2026). En esa misma línea, sistemas de producción integrada como la acuaponía que combinan acuicultura e hidroponía demuestran el potencial de la biorremediación para reutilizar efluentes y producir alimentos con menor impacto ambiental (Aza-Bastidas et al., 2024).

Un desafío técnico resuelto por estas arquitecturas es el manejo de la heterogeneidad edáfica bajo el sistema U.S. Soil Taxonomy. Los agentes agénticos han mostrado eficacia en la interpretación de órdenes complejos, como los Andisols con rasgos redoximórficos, donde se presenta la denominada "paradoja hidromórfica" (Trujillo Obando et al., 2024). En estos suelos, la superposición de epipedones arcillosos sobre horizontes arenosos restringe el potencial químico debido a limitaciones de aireación y asfixia radicular. Los sistemas agénticos, al integrar sensores de humedad y modelos de Generación Aumentada por Recuperación (RAG), pueden proponer manejos de drenaje subsuperficial y optimizar la Eficiencia del Uso del Agua (WUE), garantizando que el "umbral estructural" del suelo no descienda por debajo de los límites biológicos funcionales. La evidencia empírica respalda esta capacidad: sistemas de fertirriego automatizados con sensores de humedad han demostrado que el ajuste de la lámina de agua según el coeficiente de cultivo optimiza simultáneamente el rendimiento y la calidad de los frutos (Lucena Riascos et al., 2024). De manera complementaria, la integración de datos satelitales con variables geoambientales permite estimar la humedad superficial del suelo a escala local con mayor resolución que la ofrecida por los sensores

remotos por sí solos, fortaleciendo las capacidades de monitoreo de los sistemas agénticos (Serrano Amaya, 2024).

Finalmente, el manejo autónomo facilita la administración de órdenes como los Vertisols caracterizados por arcillas expansivas y micro-relieves de gilgai y los Inceptisols, adaptando las dosis de riego y nutrientes a la capacidad de intercambio catiónico (CICA) específica de cada lote (Marín-Pimentel et al., 2024). A su vez, el monitoreo de la salinidad edáfica resulta crucial, pues altos contenidos de sales afectan el desarrollo de los cultivos y modifican la disponibilidad de nutrientes como el fósforo (Combatt et al., 2024). De hecho, la variabilidad espacial de las propiedades físicas del suelo exige este tipo de manejo diferenciado, pues el manejo estandarizado de la nutrición sin considerar las particularidades de cada finca limita el rendimiento de los cultivos (Ramírez Pisco & Leiva Rojas, 2024). Esta capacidad de respuesta localizada no solo democratiza el acceso a la agronomía de precisión, sino que promueve una gobernanza del suelo éticamente anclada en la preservación de la salud ecosistémica a largo plazo (Burbano Orjuela, 2022).

## La "Mesa Redonda Virtual" y la Simulación mediante Gemelos Digitales

La toma de decisiones en la agricultura de precisión requiere procesar variables heterogéneas que a menudo entran en conflicto, como la necesidad de riego frente a la proximidad de una tormenta, o la aplicación de fertilizantes ante una posible infestación de plagas. Para resolver esta complejidad, la IA agéntica introduce el concepto de la "mesa redonda virtual", una arquitectura de coordinación donde agentes especializados (suelo, clima, cultivo, mercado) negocian un consenso para ofrecer una recomendación única y coherente (Budaev et al., 2018, Bonifacio et al., 2025). En este modelo, el sistema no se limita a entregar una predicción aislada, sino que gestiona secuencias de decisiones bajo condiciones de observabilidad parcial y objetivos agronómicos contrapuestos (Bonifacio et al., 2025). Esta coordinación bajo incertidumbre encuentra un formalismo sólido en los procesos de decisión de Markov parcialmente observables multi-agente (MPOMDP), que integran sensores multimodales y razonamiento consciente de la incertidumbre en un flujo de percepción-decisión-acción en circuito cerrado (Davcev et al., 2026).

Un habilitador crítico de esta capacidad es la tecnología de Gemelos Digitales (Digital Twins). Se define a un gemelo digital como una representación virtual de un sistema físico que se actualiza continuamente mediante datos de sensores en tiempo real y modelos analíticos (Gund et al., 2025). A diferencia de las simulaciones tradicionales que son estáticas y unidireccionales, los gemelos digitales en la agricultura permiten una sincronización bidireccional, permitiendo a los agentes agénticos explorar escenarios del tipo "¿qué pasaría si...?" en un entorno virtual seguro (Gund et al., 2025, Chavhan & Sarode, 2026). Esta noción de experimentación segura se puede extender al ámbito de las políticas agrícolas mediante sociedades artificiales de agentes cuyas decisiones se fundamentan en normas y valores empíricos de los actores, permitiendo probar escenarios y observar comportamientos emergentes antes de su implementación (Gauci & Dingli, 2025).

La integración de sistemas multi-agente con gemelos digitales permite validar las estrategias de decisión como una dosis específica de fertilización o un ciclo de riego antes de su implementación en el campo real, lo que reduce drásticamente el riesgo operativo y económico para el pequeño productor (Chavhan & Sarode, 2026). Por ejemplo, ante la incertidumbre climática de


Suelos Ecuatoriales 55 (1 y 2): 24-35. https://doi.org/10.47864/se552025p2435

una cuenca tropical, los agentes pueden simular el impacto de eventos extremos de lluvia sobre el almacenamiento hídrico de un suelo con rasgos redoximórficos, ajustando el plan de manejo preventivamente para evitar la asfixia radicular y la degradación estructural (Trujillo Obando et al., 2024, Gund et al., 2025). En esta línea, la comprensión de los mecanismos de formación de costras estructurales sellado superficial que degrada los agregados del suelo permite a los sistemas agénticos anticipar y prevenir este tipo de deterioro edáfico en sus recomendaciones de manejo (Pinzón Pinto & Sánchez Espinosa, 2024).

Finalmente, esta arquitectura de "mesa redonda" respaldada por gemelos digitales facilita el aprendizaje organizacional. Los resultados de cada intervención simulada y ejecutada se registran de manera sistemática, permitiendo que el sistema refine sus modelos de razonamiento y que el agricultor desarrolle una mayor confianza en las recomendaciones de la IA, al visualizar el sustento técnico detrás de cada acción sugerida (Sinha, 2026, Chavhan & Sarode, 2026). Esta capacidad de refinamiento se ve potenciada por el aprendizaje por transferencia, que permite a los agentes generalizar el conocimiento adquirido hacia nuevas tareas y contextos, superando la fragilidad de los modelos especializados y aproximándose a la flexibilidad cognitiva humana (Nong, 2025).

## Gobernanza, Ética y Aprendizaje Transformativo

La integración de la IA agéntica en la extensión rural trasciende la mera automatización técnica para constituirse como un proceso sociotécnico que demanda una infraestructura ética robusta. Siguiendo el pensamiento sistémico de Burbano Orjuela (2022), el recurso edáfico posee un valor irremplazable para el avance de la sociedad, y su gestión debe estar intrínsecamente ligada a los valores, la cultura y la educación. En este marco, la efectividad de los sistemas multi-agente depende de la construcción de una confianza que, si bien es frágil, puede fortalecerse mediante la transparencia algorítmica y la alineación de objetivos con las necesidades reales del productor (High et al., 2026, Sinha, 2026).

Para operativizar esta confianza, se propone la adopción de marcos de gobernanza como el TRACE (Trust, Review, Accountability, Critique, Explainability), el cual incorpora anclas de supervisión directamente en los flujos de trabajo de los agentes para garantizar que cada decisión sea auditable (Sinha, 2026). Este enfoque asegura que la autonomía técnica no devenga en una delegación de responsabilidad sin control humano, permitiendo una trazabilidad completa desde la recomendación de fertilización hasta la base científica que la sustenta (Sinha, 2026). Al respecto, la implementación de "Agentes Revisores" dentro de arquitecturas como AgroAskAI permite una auditoría interna en tiempo real, mitigando riesgos de alucinación y garantizando que las sugerencias sean coherentes con las políticas de conservación de suelos (Cantonjos & Biswas, 2026).

Un componente crítico para mitigar la percepción de la IA como una "caja negra" es el desarrollo de una IA Explicable (XAI). Mediante el uso de herramientas de interpretación, los sistemas agénticos pueden cuantificar la contribución de variables como el pH o el nitrógeno en las dosis sugeridas, facilitando un aprendizaje transformador donde el agricultor recupera su agencia al cuestionar y validar los supuestos del sistema (High et al., 2026). Sin embargo, persisten dilemas sobre la soberanía de datos y la brecha digital; existe el riesgo de un "monopolio del conocimiento" donde los pequeños productores rurales sean relegados a meros proveedores de información para grandes corporaciones tecnológicas (Sarfo et

al., 2025, Hu, 2026).

En última instancia, el éxito de la IA agéntica en el manejo edáfico sostenible radica en mantener un enfoque estricto de "humano en el ciclo" (human-in-the-loop). La tecnología debe actuar como un catalizador de un "diálogo de saberes", donde los protocolos de seguridad incluyan capas de restricción agronómica y mecanismos de anulación manual ante eventos extremos o incertidumbre en los sensores (Amjad et al., 2025). De esta forma, la IA no sustituye la sabiduría y creatividad del campesino, sino que la potencia en un entorno de aprendizaje mutuo y responsabilidad compartida (High et al., 2026). Este aprendizaje social encuentra antecedentes en la evaluación integrada participativa, donde los modelos computacionales actúan como herramientas que permiten a los actores explorar las consecuencias de sus opciones y negociar perspectivas convergentes hacia la acción colectiva (De Kraker et al., 2011).

## REFERENCIAS

**Akbar N.A., Dembani R, Lenzitti B, Tegolo D.** (2025) RAG-Driven Memory Architectures in Conversational LLMs - A Literature Review with Insights into Emerging Agriculture Data Sharing. IEEE Access 13: 1-28. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3589241.

**Amjad M, Tehseen R, Nasr K, Aslam F, Awan M.M., Omer U**. (2025) Agentic AI for Autonomous Soil and Fertilization Management for Agriculture Sustainability. Int J Innov Sci Technol 7 (4): 2997-3017 DOI: https://doi.org/10.3390/agriengineering8040147

**Avellaneda Y.A., Gutiérrez Toro N. (2024).** Efecto de la antigorita (silicato de magnesio) en el alivio de estrés por metales pesados. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 23-30. DOI: 10.47864/se542024p2330.

**Aza-Bastidas Al, Castro-Pantoja Ny, Cuaran-López Dm, Rosero-Obando Ba, García-Criollo R, Burgos-Arco Aj, Sánchez Ortiz Ia. (2024).** Efecto de la biorremediación en la calidad de agua en un sistema acuapónico con carpa koi y lechuga. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 13-22. DOI: 10.47864/se542024p4857.

**Berger T (2001).** Agent-based spatial models applied to agriculture: a review. Agric Econ 25: 245-260. DOI: 10.1016/S0169-5150(01)00082-2.

**Bonifacio A, Iele I, Romoli G, Tortora M, Soda P. (2025).** Agentic AI in Agriculture: Towards Automatic Farming Systems. SSRN Preprint 6716658: 1-15. DOI: http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.6716658.

**Briese L.** (2019) Science Communication in Agriculture: The Role of the Trusted Adviser.

**Budaev D, Lada A, Simonova E, Skobelev P, Travin V, Yalovenko O, Voshchuk G, Zhilyaev A. (2018)**. Conceptual design of smart farming solution for precise agriculture. Int J Des Nat Ecodyn 13 (3): 307-314. DOI:10.2495/DNE-V13-N3-307-314.

**Burbano Orjuela H. (2014).** Educación para la sostenibilidad. Suelos Ecuatoriales 44 (2): 138-150. Disponible en: https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7831481

**Burbano Orjuela H. (2022).** Educación, sociedad y naturaleza en la gestión sostenible del suelo. Suelos Ecuatoriales 52 (1y2): 112-129. DOI: 10.47864/SE(52)2022p112-129_158.

**Cantonjos Nap, Biswas A. (2026).** AgroAskAI: A Multi-Agentic AI Framework for Supporting Smallholder Farmers' Enquiries Globally. Proc AAAI Conf Artif Intell 40: 40217-40223. DOI: DOI: 10.48550/arXiv.2512.14910.

**Chavhan Sd, Sarode Ar. (2026).** Building A Transparent Multi-Agent AI System to Help Farmers Make Better Precision-Farming Decisions Using Digital Twins in Changing Climates. Int J Sci Res Eng Manag 10: 222-230. DOI: 10.55041/IJSREM.IBFE032

**Combatt C, Hernández B, Mercado L, Quiroz B, Burgo W, Gómez G, López P. (2024)**. Respuesta de frijol caupí (Vigna unguiculata) a la aplicación de dos niveles de fósforo en el suelo y 7 niveles de salinidad. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 1-12. DOI: 10.47864/se542024p112

**Das J, Gupta S, Gupta K, Bholankar O, Kodabagi G. (2026).** AgroVision-A multi agentic AI system for sustainable farming. Int J Sci Res Arch 19 (1): 624-633. DOI: 10.30574/ijsra

**Davcev D, Kalajdziski S, Dimitrovski I, Kitanovski I, Mitreski K.** (2026). Agentic AI-Based IoT Precision Agriculture Framework—Our Vision and Challenges. AgriEngineering 8 (4): 147. DOI: 10.3390/agriengineering8040147

**De Kraker J, Kroeze C, Kirschner P. (2011).** Computer models as social learning tools in participatory integrated assessment. Int J Agric Sustain 9 (2): 297-309. DOI: 10.1080/14735903.2011.582356

**Elbasi E, Mostafa N, Alarnaout Z, Zreikat Ai, Cina E, Varghese G, Shdefat A, Topcu Ae, Abdelbaki W, Mathew S, Zaki C. (2023)** .Artificial Intelligence Technology in the Agricultural Sector: A Systematic Literature Review. IEEE Access 11: 171-202. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3232485

**English V. (2025).** Comparing traditional AI, agentic AI and agentic RAG for dialogic online education. Asian J Educ Train 11 (4): 198-210. DOI: 10.20448/edu.v11i4.7926

**Gauci Gp, Dingli A. (2025).** Wisdom of AI Crowds: A Proposed Three-Phase Policy Simulation Framework. Eur J Pol Sci Stud 8 (2): 202-204. DOI: DOI:10.46827/ejpss.v8i2.2096.

**Gund R, Badgujar Cm, Samiappan S, Jagadamma S. (2025)**. Application of Digital Twin Technology in Smart Agriculture: A Bibliometric Review. Agriculture 15 (17): 1799. DOI: 10.3390/agriculture15171799

**Havlik D, Chettakattu A, Karagiannis V, Etminan G, Pale P. (2025).** Harnessing GenAI for Climate Change Knowledge Management with SumQA: Use Cases, System Design, and Experimental Evaluation. Research Square Preprint: 1-29. DOI: 10.21203/rs.3.rs-6344237/v1

**High C, Singh N, Nemes G. (2026).** Artificial Intelligence for Agricultural Extension: Supporting Transformative Learning Among Smallholder Farmers. J Dev Policy Pract 11 (1): 61-80. DOI: https://doi.org/10.1177/24551333251345224

**Hu, Zhehao**. **(2026).** Artificial Intelligence Reshaping Agricultural Knowledge Systems: Paradigm Shifts and Implementation Challenges. MedScien. 3. DOI 10.61173/zn45cz07.

**Lucena Riascos Ks, García-Criollo R, Fajardo Fajardo DF**. **(2024).** Efecto del fertirriego bajo diferentes láminas de agua (kc) y mulch plástico, en el rendimiento y calidad de fresa (Fragaria x ananassa Duch) var. Albión. Suelos Ecuat 54 (1y2): 48-56. DOI: 10.47864/se542024p5866.

**Marín-Pimentel Ge, Rueda-Saa G, Menjívar-Flores Jc. (2024)**. Efecto del orden de suelo en la correlación entre sus propiedades y los metales pesados en el Valle del Cauca, Colombia. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 57-67. DOI: 10.47864/se542024p6778.

**Murad M, Murad M, Nasir U, Shafiq Mf. (2026)**. Agentic AI Framework to Automate Traditional Farming for Smart Agriculture. AgriEngineering 8 (1): 8. DOI: 10.3390/agriengineering8010008.

**Mzumara Hw, Mulepa J. (2025).** Agricultural Advisory Management System with AI Powered Chat-Bot. Int J Innov Sci Res Technol 10 (11): 1563-1591. DOI: 10.38124/ijisrt/25nov004.

**Nagabhyru Kc, Jyothi Babu A. (2025).** Human In The Loop Generative AI: Redefining Collaborative Data Engineering for High Stakes Industries. Metall Mater Eng 31 (7): 122-141.

**Nong Y. (2025)**. Transfer Learning in Agentic Systems: Improving Cross-Task Knowledge Application in AI Agents. Research Square Preprint: 1-12. DOI: 10.21203/rs.3.rs-5911274/v1.

**Pinzon Pinto A, Sánchez Espinosa J.A. (2024).** Factores y mecanismos de formación de costras calcáreas estructurales en suelos. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 40-47. DOI: 10.47864/se542024p4047.

**Prajapati Cs, Priya Nk, Bishnoi S, Vishwakarma Sk, Buvaneswari K, Shastri S, Tripathi S, Jadhav A. (2025).** The Role of Participatory Approaches in Modern Agricultural Extension: Bridging Knowledge Gaps for Sustainable Farming Practices. J Exp Agric Int 47 (2): 204-222. DOI: 10.9734/jeai/2025/v47i23281.

**Ramírez Pisco R, Leiva Rojas E.I. (2024).** Variabilidad espacial de propiedades físicas del suelo y respuesta inicial del banano (Musa AAA cv. Williams) en Urabá, Colombia. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 77-83. DOI: 10.47864/se542024p8894.

**Sarfo Jb, Aremora S, Adebote Mo, Balogun Km, Fashina At. (2025).** Generative AI: A new frontier for agric extension service in Africa - revolutionizing farmer information access. Comput Sci IT Res J 6 (2): 94-103. DOI:10.51594/csitrj.v6i2.1870.

**Serrano Amaya Dh. (2024).** Estimación espacial de la humedad superficial del suelo mediante integración de datos satelitales y variables geoambientales en una cuenca tropical andina. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 31-39. DOI: 10.47864/se542024p3139.

**Singleton B, Chun J, Elkins K. (2024)**. Ancient Greek Parsing with AI: Unpacking Complex Word Composition with Agentic Systems. Digital Humanities Kenyon: 1-5.

**Sinha A, Basu D, Priyadarshi P, Ghosh A, Sohane Rk (2022).** Farm Typology for Targeting Extension Interventions. Front Environ Sci 10: 823338. DOI: 10.3389/fenvs.2022.823338.

**Sinha N (2026).** Building Trust in Agentic AI: TRACE Framework for Policy-Driven Multi-Agent System Design. Int J Curr Sci Res Rev 9 (2): 1024-1035. DOI: 10.47191/ijcsrr/V9-i2-46.

**Srinivasu Pn, Pavate A, Jayalakshmi G, Shafi J, Choi J, Ijaz MF. (2026).** Agentic AI for smart and sustainable precision agriculture. Front Plant Sci 16: 1706428. DOI: 10.3389/fpls.2025.1706428.

**Swati Nlp, Gupta Sv, Duddela Ns, Parvathy Lr (2026).** Agentic AI-driven autonomous decision support system for smart agriculture. Sci Rep 16: 9972. DOI: 10.1038/s41598-026-39472-w.

**Thudumu S, Fisher J. (2025).** OpenAg: Democratizing Agricultural Intelligence. arXiv Preprint: 2506.04571. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.04571.

**Torrente-Trujillo A, Aristizabal-Martelo H.L. (2024).** Degradación y calidad del suelo Panoramaregionalenelnortedeldepartamento del Huila. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 84-95. DOI: 10.47864/se542024p1322.

**Trujillo Obando O.E., Torres Prieto E.A., Torrente Trujillo A. (2024).** Dinámica y almacenamiento hídrico en un suelo con rasgos redoximórficos del valle interandino tropical: implicaciones del umbral estructural en condiciones de endosaturación. Suelos Ecuatoriales 54 (1y2): 68-76. DOI: 10.47864/se542024p7987.