

# De la pipeta a Python: evolución del laboratorio en la era digital

## From pipette to python: lab evolution in digital era.

*Elda Melissa García Retama<sup>a</sup>*

---

### Abstract:

This essay analyses the metamorphosis of the scientific environment under the digital era paradigm, exploring the transition from the conventional laboratory toward advanced data science. By tracing a path that links the legacy of figures such as Lovelace, Gauss, and Turing with the modern use of Python and SQL, it examines how the researcher has moved from direct observation to the interpretation of complex narratives extracted from large volumes of information. Furthermore, it highlights that this evolution not only demands a technical and strategic duality from the professional but also imposes an inescapable ethical responsibility in the face of risks such as algorithmic bias.

### Keywords:

*Data science, Python, Digital ethics, Scientific evolution, Algorithmic bias, Big Data.*

---

### Resumen:

Este artículo analiza la metamorfosis del entorno científico bajo el paradigma de la era digital, explorando la transición del laboratorio convencional hacia la ciencia de datos avanzada. A través de un recorrido que vincula el legado de figuras como Lovelace, Gauss y Turing con el uso moderno de Python y SQL, se examina cómo el investigador ha pasado de la observación directa a la interpretación de narrativas complejas extraídas de grandes volúmenes de información. El estudio destaca que esta evolución no solo exige una dualidad técnica y estratégica en el profesional, sino que impone una responsabilidad ética ineludible frente a riesgos como el sesgo algorítmico.

### Palabras Clave:

*Ciencia de datos, Python, Ética digital, Evolución científica, Sesgo algorítmico, Big Data.*

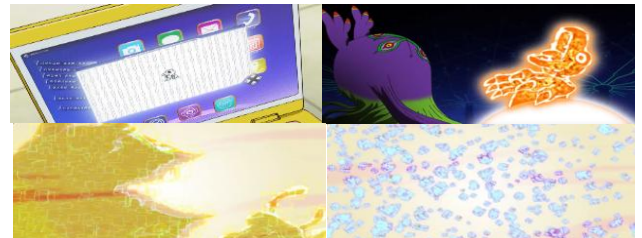
## Introducción

La ciencia de datos ha dejado de ser una disciplina estadística y más que una herramienta reservada para matemáticos y actuarios, para transformarse en el verdadero sistema operativo de la civilización actual.

Durante décadas, la cultura popular sugirió que la información no era un recurso estático, sino una entidad con pulso propio. Y quizá no estaban tan equivocados: desde las mascotas digitales que habitaban aquellas pantallas monocromáticas de los Tamagotchis (Imagen 1), hasta los Digimon con sus complejas necesidades fisiológicas y habilidades de combate, estas criaturas poseían una cadena de bits tan vasta que funcionaba como su propio ADN digital (Imagen 2).



*Imagen 1 Tamagoch*



---

<sup>a</sup> Autor de Correspondencia, Elda Melissa García Retama, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Preparatoria Número 3| Pachuca de Soto-Hidalgo, México, <https://orcid.org/0000-0002-2203-862X>, Email: [elda\\_garcia@uaeh.edu.mx](mailto:elda_garcia@uaeh.edu.mx)

*Fecha de recepción: 16/03/2026, Fecha de aceptación: 06/04/2026, Fecha de publicación: 05/07/2026*

**DOI: <https://doi.org/10.29057/prepa3.v13i26.17047>**



Imagen 2 Digievolución de Agumon y la destrucción de Algomon.

Y no es el único ejemplo sobre el uso de datos en entidades biológicas. Ya que esta visión de la "biología de datos" alcanzó su punto más ambicioso en la narrativa de Jurassic Park. Allí, el dato (la secuencia genómica incompleta recuperada del ámbar de los dinosaurios) se convirtió en la semilla de una nueva realidad (Imagen 3). Al igual que los científicos de InGen, que rellenaban los huecos del código genético con ADN de anfibios para devolver la vida lo extinto. La ciencia de datos emplea algoritmos para "rellenar" vacíos de información, creando modelos predictivos que, como los dinosaurios de Jurassic World, pueden evolucionar más allá de nuestra capacidad de contención.



Imagen 3 Experimentos de ingeniería genética realizados en Isla Nublar en Jurassic Park.

Además, en la intersección entre la investigación y la industria, los datos ya no se ven como simples archivos, sino como Algoritmos Isomórficos (como los ISO de TRON Legacy): estructuras de información que surgen, evolucionan y definen el comportamiento de nuestra sociedad. Esta transformación refleja un profundo cambio en la indagación científica; hemos pasado de observar el mundo físico a construir y descodificar "La Red", un

ecosistema digital donde el dato es, a la vez, el mapa y el territorio (Imagen 4).

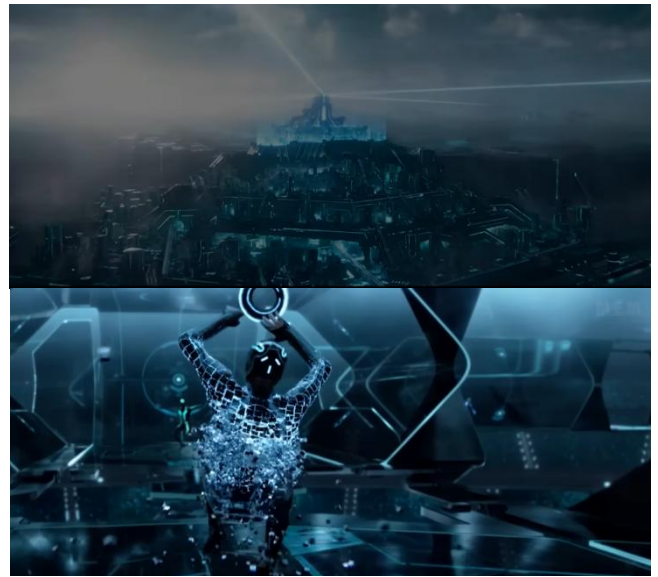


Imagen 4 Mundo de la Red en TRON ARES® y enfrentamiento de discos.

En este nuevo orden, el científico de datos no es solo un analista de hojas de cálculo, sino un arquitecto del sistema, un intérprete de ese código genético binario que dicta desde nuestras preferencias de consumo hasta nuestras decisiones políticas. Sin embargo, al igual que en los mundos de Digimon, el universo de Flynn o la incontrolable naturaleza de la Isla Nublar, esta evolución trae consigo peligros latentes: virus de sesgo algorítmico, brechas digitales que fragmentan la realidad y dilemas éticos que trascienden lo técnico.

Como advertía el Dr. Ian Malcolm: "estaban tan preocupados por si podían o no hacerlo, que no se detuvieron a pensar si debían". Hoy, el individuo ha dejado de ser un sujeto para convertirse en una fuente de datos inagotable por sí misma; desde nuestra biometría y constantes vitales hasta los rastros más privados de nuestra identidad, como nombres, edades y deseos. Somos, en esencia, activos biológicos en una base de datos global. Esto nos obliga a preguntarnos si somos los dueños de nuestro propio código o simplemente usuarios atrapados en una red que, al igual que un ecosistema prehistórico renacido, ya no comprendemos del todo.

No obstante, empecemos por el inicio: ¿cómo es que la ciencia hoy en día pasó del laboratorio a una computadora?

## Desarrollo

El rol del científico se ha fijado como aquella figura que usa una bata y satisface su curiosidad a través de la experimentación y la generación de preguntas.

Esta idea comienza con la cuantificación de la incertidumbre. Como bien señala el contexto histórico, John Graunt en el siglo XVII sentó las bases al analizar datos demográficos durante la peste en Londres, demostrando que los fenómenos sociales podían estudiarse con el rigor de las leyes físicas<sup>1</sup>.

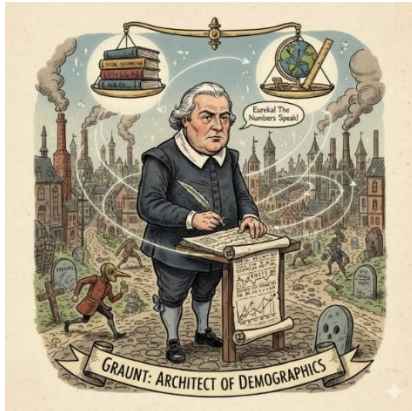


Imagen 5 Jonh Graunt padre de la estadística moderna  
Creado con NanoBanana

Sin embargo, el proceso de contestar estas preguntas requiere del análisis de los datos generados por la experimentación. Es por ello que una de las habilidades del científico de datos que es la programación tiene su acercamiento con las aportaciones de Ada Lovelace, a mediados del siglo XIX, quien fue la primera en entender que las máquinas no solo servían para calcular números, sino para procesar cualquier entidad regida por reglas lógicas<sup>5</sup>.

Al describir el potencial de la Máquina Analítica de Babbage<sup>3,5</sup>, Lovelace vislumbró que los datos podían representar música, imágenes o lógica pura. Ella definió el rol del pensamiento algorítmico. Mientras el científico tradicional se enfocaba en la materia, Ada propuso que el proceso de manipulación simbólica era una ciencia en sí misma.



Imagen 6 Ada Lovelace madre espiritual del software  
Creado con NanoBanana

Sin embargo, la ciencia de datos no existiría tal como la conocemos sin sus sólidas bases matemáticas. A principios del siglo XIX, Carl Friedrich Gauss<sup>3-4</sup> transformó la disciplina al desarrollar la distribución gaussiana y el método de los mínimos cuadrados, herramientas que permitieron a los científicos 'limpiar' el ruido de sus mediciones. Gauss proporcionó la lente matemática necesaria para hallar la verdad dentro de datos imperfectos<sup>2</sup>.

Esta capacidad se puso a prueba cuando el mundo perdió de vista a Ceres, el primer asteroide descubierto. Mientras otros astrónomos fracasaban al intentar localizarlo en la inmensidad del cielo con datos fragmentados, Gauss utilizó sus algoritmos para predecir su posición exacta<sup>1</sup>. No solo calculó una órbita; demostró que, con la matemática correcta, se puede extraer certidumbre del caos. Su trabajo no fue solo una mejora técnica, sino el nacimiento de la capacidad moderna de predecir el futuro a través de los datos, convirtiéndose en el pilar que sostiene desde la estadística clásica hasta la inteligencia artificial actual

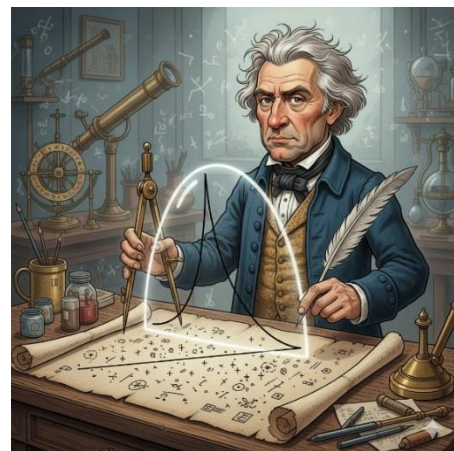


Imagen 7 Carl Friedrich Gauss el arquitecto de la señal  
Creado con NanoBanana

Hoy en día, cualquier modelo de regresión lineal una de las herramientas más potentes en el arsenal del científico de datos es, en esencia, una aplicación directa de su legado<sup>2,4</sup>. Él fue quien enseñó a la ciencia a extraer señales claras del caos inherente a la medición física.

No obstante, la verdadera unión entre registro de datos y procesamiento se da hacia década de 1880 con la invención de las tarjetas perforadas por Herman Hollerit que revolucionaron la forma de tratar los datos.

Posteriormente en la década de 1930 y 40, Alan Turing no solo ayudó a ganar una guerra mediante el análisis de datos (criptografía)<sup>5</sup>, sino que formalizó qué es "computable". Turing introdujo la idea de que una máquina podía aprender y simular procesos de pensamiento humano. El científico de datos actual, que entrena redes neuronales y modelos de lenguaje, es el heredero directo de la Máquina de Turing y de sus pruebas sobre inteligencia artificial. Turing transformó al científico en un "entrenador de máquinas", alguien que diseña sistemas capaces de aprender de la experiencia (datos) de forma autónoma.

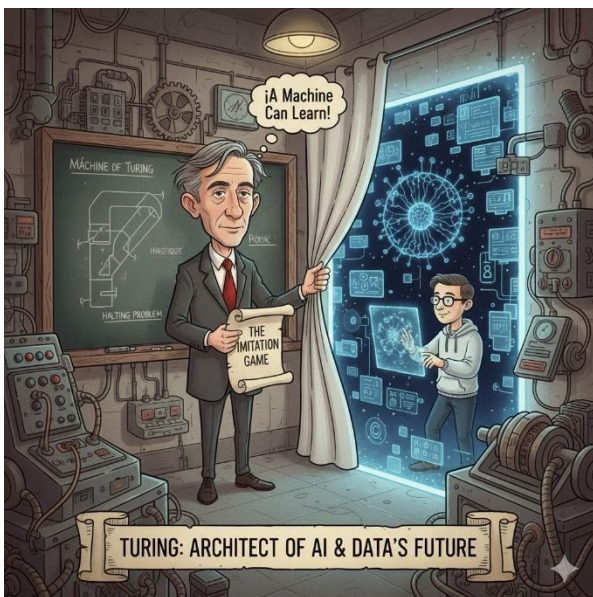


Imagen 8 Alan Turing el arquitecto de la IA  
Creado con NanoBanana

Aunque el verdadero cambio de paradigma hacia la ciencia de datos moderna ocurrió en la segunda mitad del siglo XX con John Tukey, quien en su obra fundamental *Exploratory Data Analysis* (1977)<sup>5</sup>, desafió la estadística tradicional. Tukey argumentaba que los científicos no solo debían usar los datos para confirmar hipótesis preestablecidas (estadística confirmatoria), sino para "escuchar" lo que los datos tenían que decir a través de la visualización y la exploración.

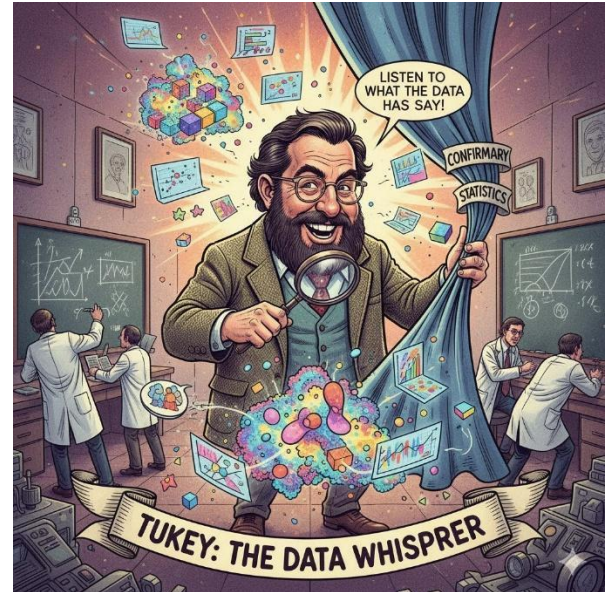


Imagen 9 Carl Friedrich el susurrador  
Creado con NanoBanana

**"Un análisis de datos no es solo un proceso de computación, es un proceso de descubrimiento"** (Tukey, 1977).

Esta filosofía transformó al científico, que buscaba encontrar respuestas a las preguntas con base en la praxis, sino en un detective que navegaba en grandes volúmenes de información buscando patrones no evidentes.

A medida que la computación avanzaba, la "bata blanca" fue reemplazada por la terminal de computadora. En 1974, Peter Naur introdujo el término "Ciencia de Datos" como una disciplina para comprender los métodos informáticos de procesamiento. Sin embargo, no fue hasta 2001 cuando William S. Cleveland publicó su plan de acción para expandir la estadística técnica, proponiendo que la Ciencia de Datos<sup>5</sup> debía ser una disciplina independiente que integrara los avances computacionales con el rigor matemático.

Hoy, el científico de datos ha heredado la curiosidad del naturalista y el rigor del laboratorista, pero con un conjunto de herramientas radicalmente distinto. Como indican los estándares actuales del sector, este profesional debe dominar el ciclo de vida completo del dato: desde la ingesta de datos brutos hasta la implementación de modelos de Machine Learning.

### Habilidades del científico de datos

El rol contemporáneo del científico de datos no es simplemente el de un programador avanzado; exige una dualidad casi renacentista donde las competencias técnicas actúan como el microscopio moderno y la visión estratégica como el pulso que guía el descubrimiento. Al igual que un laboratorio requiere instrumentos de precisión, el profesional debe dominar el rigor técnico para extraer orden del caos, destacando la Ingeniería de Características (Feature Engineering<sup>5</sup>). A diferencia del biólogo que observa un tejido, el científico de datos debe "limpiar" y "transformar" el dato digital, esculpiendo las variables para que los modelos aprendan efectivamente. Este proceso se apoya en el dominio de herramientas como Python y SQL, que, junto a la estadística multivariada, aseguran que el análisis no sea una simple opinión, sino una conclusión basada en la evidencia matemática.

Sin embargo, esta capacidad técnica conlleva una responsabilidad ética profunda: mientras que el químico se preocupa por la seguridad física, el científico de datos enfrenta retos que escalan globalmente a través de la Ética de Algoritmos. Un error en un modelo puede perpetuar sesgos sociales; por ello, la integridad del científico es tan crítica como la esterilización de las herramientas en un laboratorio biológico, pues un dato "contaminado" produce resultados tóxicos<sup>1,5</sup>. La transparencia es aquí fundamental para evitar "cajas negras" discriminatorias. Finalmente, la ciencia de datos carece de valor sin impacto tangible, lo que requiere de una Narrativa de Datos (Data Storytelling) capaz de traducir ecuaciones en decisiones de negocio y una visión estratégica que asegure que el análisis resuelva problemas reales y genere valor económico o social, y no por ello menos importante la comunicación de esta narrativa para tomar decisiones basadas en datos.

Hoy en día el lenguaje de programación Python funciona a manera de navaja suiza para manipular grandes volúmenes de información y SQL<sup>2,4</sup> para extraer la "materia prima" de las bases de datos. Esta evolución tecnológica permite que el análisis de datos pase de ser una tarea descriptiva y manual a una capacidad predictiva y automatizada, donde el código es el nuevo lenguaje universal de la experimentación. No obstante, no es la única herramienta que el científico de datos debe dominar, pues requiere conocimientos sobre visualización de datos, estadística, probabilidad, álgebra lineal y cálculo integral y diferencial para hacer que sus modelos sean lo más apegados a la realidad y permitan

la correcta predicción de eventos, basados en datos y la presentación de sus hallazgos.

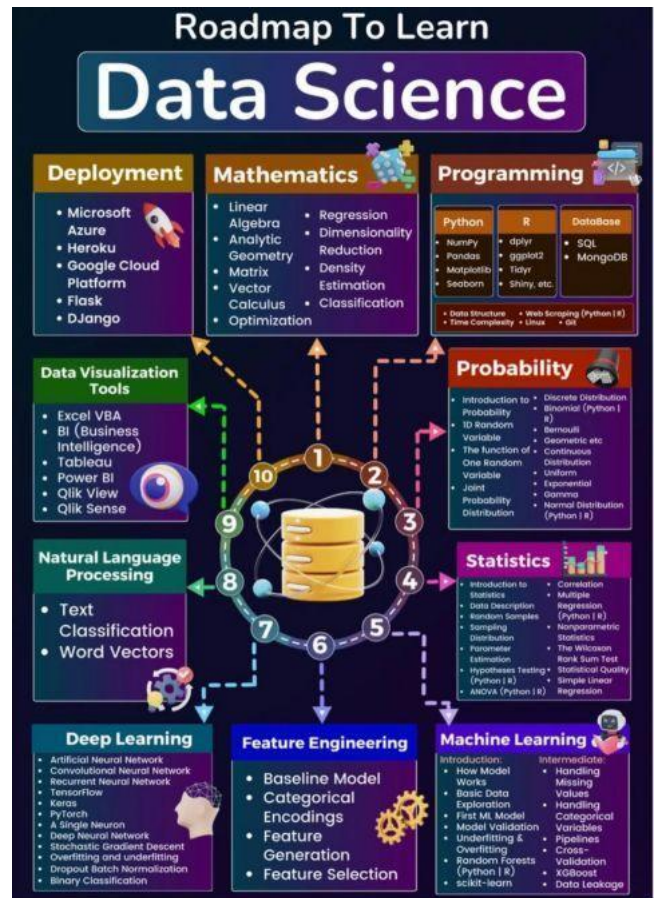


Imagen 10 Habilidades técnicas para convertirse en científico de datos  
Obtenido de LinkedIn

Para llegar a ser científico de datos se debe entender que dentro del área la evolución es constante. Por lo que existen diversos roles que combinan responsabilidades y alcance. Generalmente, el camino inicia como Data Analyst, donde el enfoque está en entender el pasado y limpiar los datos. Con la experiencia, se transita hacia el rol de Data Scientist, integrando modelos predictivos y aprendizaje automático (*Machine Learning*).<sup>5</sup>

Para que, en la cúspide, la progresión natural tiende hacia el Lead Data Scientist o CDO (Chief Data Officer)<sup>3,5</sup>, roles donde la técnica se fusiona completamente con la estrategia corporativa, liderando equipos y decidiendo el rumbo ético y comercial de la organización basada en datos. Aunque estos roles también pueden incluir sus respectivas modificaciones si se especializa en el área de Machine Learning.<sup>5</sup>

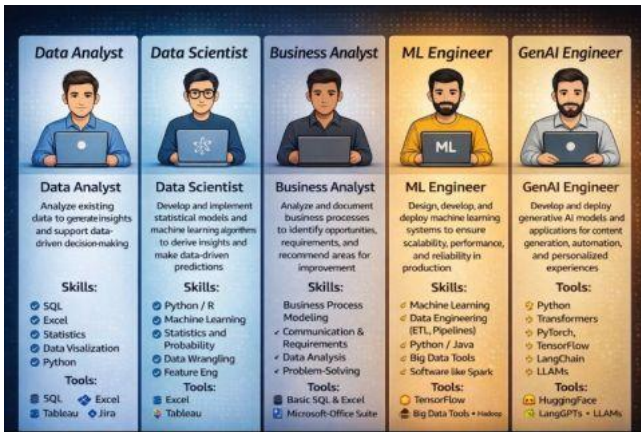


Imagen 11 Roles, responsabilidades y habilidades en los diferentes roles de ciencia de datos.

## Conclusiones

Finalmente, el científico de datos se consagra como un heredero del pensamiento de Lovelace y Turing, cuya "bata blanca" es ahora una terminal desde la cual se extraen narrativas de valor estratégico. No obstante, esta capacidad técnica exige una responsabilidad ética ineludible para evitar sesgos "tóxicos", recordándonos que no somos simples observadores, sino activos biológicos en una red global. Queda en nuestras manos decidir si seremos los arquitectos de nuestro propio código o simples usuarios atrapados en un ecosistema que ha superado nuestra capacidad de contención.

## Referencias

- [1] Brodtkin, E. S., & Kim, E. J. (2018). *Social behavior phenotypes in fragile X syndrome, autism spectrum disorder, and beyond*. eLife, 7, e43979. <https://elifesciences.org/articles/43979>
- [2] Fairgen. (s.f.). *Data collection for research: A historical perspective*. Fairgen Blog. <https://www.fairgen.ai/blog/data-collection-for-research-a-historical-perspective>
- [3] Habermann, T. (2023). *Metadata Game Changers: The History of Metadata Groups at CODATA*. Data Science Journal, 22(1), 16. <https://doi.org/10.5334/dsj-2023-016>
- [4] Ivanov, S. (s.f.). *The history of data: From the first tally sticks to Big Data*. 365 Data Science. <https://365datascience.com/trending/history-of-data/>
- [5] OshBabyLimited. (2023, 22 de septiembre). *The history and origins of data science*. Medium. <https://medium.com/@oshbabylimited/the-history-and-origins-of-data-science-af9f54f60d6d>