

# Relación entre economía y algunos paradigmas de inteligencia artificial

## SOME RELATIONSHIPS BETWEEN ECONOMICS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE PARADIGMS

Alfredo Olguín Gallardo<sup>1</sup>

### Resumen

En este documento se exploran algunas relaciones entre la economía y algunos de los paradigmas actuales que definen las metodologías y modelos de inteligencia artificial. La aproximación que se destaca es el paradigma de principios matemáticos de aprendizaje automatizado o *machine learning*, así como la contribución de la economía computacional y economía de la complejidad sobre modelos basados en agentes en el paradigma de principios biológicos. En esta investigación se muestran algunos esquemas de información que distinguen un modelo estándar de aprendizaje automatizado y la econometría convencional, más adelante se desarrollan las visiones. Finalmente, se explica la importancia de la precisión en los modelos clasificatorios de *machine learning* en la industria de tecnología.

**Palabras clave:** Economía Computacional, Complejidad, Inteligencia Artificial.

**Recibido:** 15 de agosto del 2017.

**Aceptado:** 4 de enero del 2018.

### Abstract

This paper explores some relationships between the Economics and some of the current paradigms that define the methodologies and models of artificial intelligence. The approach that stands out is the paradigm of mathematical principles of automated learning or machine learning, as well as the contribution of computational economics and economy of complexity on models based on agents in the paradigm of biological principles. In this research are shown some information schemes that distinguish a standard model of automated learning and conventional econometrics, later the visions are developed. Finally, the importance of precision in the machine learning classifier models in the technology industry is explained.

**Keywords:** Computational Economics, Complexity, Artificial Intelligence.

---

<sup>1</sup> Alfredo Olguín Gallardo. Economista por la Facultad de Economía UNAM. Actualmente ejerciendo como Científico de Datos (Data Scientist) en Uber Technologies Inc. Estancia de investigación de posgrado en el Centro de Ciencias de la Complejidad (C3) en Minería de Datos. Escritos y publicaciones académicas disponibles en [https://www.researchgate.net/profile/Alfredo\\_Olguin](https://www.researchgate.net/profile/Alfredo_Olguin). E-mail: [alfredo.olguin.g@gmail.com](mailto:alfredo.olguin.g@gmail.com)

El presente artículo profundiza temas de inteligencia artificial y su relación con la economía, temas que fueron presentados en la conferencia magistral efectuada en el marco de la Semana de Economía de la Universidad de Sonora 2017-1, cordial invitación del Jefe de Departamento de Economía el Dr. Joel Espejel Blanco.

El autor agradece enormemente las atenciones recibidas por parte de la UNISON y hace entrega de esta propuesta de artículo como compromiso de contribuir al repertorio de investigación de la Universidad de Sonora. Especiales agradecimientos al Dr. Joel Espejel Blanco por el apoyo a desarrollar alternativas contemporáneas a la ciencia económica.

### Introducción

Extraer información de grupos de control e información pre seccionada es una tarea común para todo economista. Una versión sintetizada de la información se encuentra accesible en una gran cantidad de proveedores de datos gubernamentales y privados.<sup>1</sup> En la mayoría de los casos, la información tradicional que los economistas consultan se encuentra clasificada y ordenada adecuadamente para el análisis o desarrollo de modelación econométrica. Sin embargo, grandes porciones de información valiosa para análisis se encuentran en formatos distintos e inclusive no estructurados. El objetivo de este artículo es presentar una alternativa de análisis fundamentado en el paradigma matemático de inteligencia artificial, específicamente aprendizaje automatizado o *Machine Learning* donde se observa un caso de información atípica para el análisis que un economista enfrenta cotidianamente.

Actualmente, uno de los retos más grandes para una gran parte de los científicos sociales consiste en obtener información valiosa a partir de estos datos no estructurados.

Una perspectiva epistémico-disruptiva<sup>2</sup> se observa en nuevas disciplinas que involucran áreas de conocimiento interdisciplinarias a la perspectiva de un economista convencional.

Una de las ramas interdisciplinarias más elaboradas pertenece a las propuestas de la complejidad, en términos generales, se le conoce como economía de la complejidad. Complejidad y economía obedecen a un paradigma de modelación holística, el holismo se interpreta en el sentido de que la suma de las fracciones no conforma un todo y se ponderan las interacciones entre agentes sobre los muestreos.<sup>3</sup>

Algunos ejemplos de herramientas matemáticas que apoyan a las teorías de la complejidad es la teoría de grafos y la modelación basada en agentes (Diestel, 2010). Pensadores de la complejidad como Downey (2012) sugieren que los paradigmas epistémicos de los sistemas complejos plantean una clase de cambio significativo en las ciencias, en la relación con la economía, una visión crítica de la teoría convencional por parte de las perspectivas de complejidad se encuentra en una parte significativa de las obras sobre *Complex Economics* de Kirman (1992, 2011), Gallegati y Kirman (2012).

Desde una perspectiva de la teoría económica convencional, autores como Gevel, Noussair y Charles (2013) ejemplifican ampliamente la cuestión del agente racional y como se puede relacionar con inteligencia artificial en el modelo de crecimiento endógeno de Lucas (1988). Una visión heterodoxa desde la economía política clásica sobre modelación que opera desde las bases de la inteligencia artificial en la rama de economía computacional se presenta en Cockshott et al (2009) donde se busca explicar fenómenos de concentración del ingreso gracias a modelación basada en agentes y estimaciones de supervivencia con principios de entropía.

<sup>1</sup> Por ejemplo, información pública disponible en dependencias nacionales e internacionales: U.S. Bureau of Labor Statistics, Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), World Bank Databank, Organización de las naciones unidas para la Alimentación y la agricultura (FAO), etc.

<sup>2</sup> La epistemología es la rama de la filosofía que estudia el origen del conocimiento. Epistémico-disruptiva en el sentido regulativo de Goldman (1980), donde la concepción regulativa del episteme es confrontada por una propuesta alternativa a la forma en que se aborda un fenómeno que trasciende las formas tradicionales de abstracción y concreción del mismo.

<sup>3</sup> Una perspectiva holística en economía computacional se observa en los trabajos previos de Olguín (2016) aplicado a minería de textos.

Una perspectiva similar a la de Cockshott, se puede encontrar en el paradigma de principios biológicos en inteligencia artificial que se desarrolla más adelante.

Aunque la relación entre ambas disciplinas resulta amplia en distintas ramas de la ciencia económica y computacional, en este documento se explica a la relación entre la economía y una rama de las ciencias computacionales conocida como inteligencia artificial desde un punto de vista introductorio. A pesar de que haber una difusión amplia, estas técnicas computacionales no son especialmente relevantes en el conjunto de técnicas y materias de estudio para todo economista.

A pesar de ser un tema auge desde mediados del siglo XX, la relación de inteligencia artificial con la economía ha sido relativamente marginal respecto a otras disciplinas clave, por ejemplo, psicología, neurociencias, física y filosofía etc (O'Regan, 2016). Resulta relevante analizar la relación con la economía cuando uno de los creadores del primer sistema de inteligencia artificial en 1956 Herbert Simon<sup>1</sup> fue un economista destacado que recibió el premio Nobel de Economía en 1978 por contribuciones a la teoría económica convencional sobre la toma de decisiones de los agentes. La relevancia de contribuciones de Herbert Simon y otros científicos sociales trascienden a diversos paradigmas de inteligencia artificial, principalmente a las simulaciones basadas en agentes en los algoritmos genéticos. Algunos de estos algoritmos genéticos se incluyen, pero sin limitarse, a detección de anomalías, sistemas inmunes artificiales, simulaciones de supervivencia, etc. Patcha y Park (2007) desarrollan un análisis histórico de las técnicas de detección de anomalías en redes de comunicación web, dentro de los algoritmos genéticos destacan las propuestas de modelación basada en agentes.

Parkes y Wellman (2015) han apuntado la relación entre la economía e inteligencia artificial como la búsqueda de la relación entre el agente económico racional o irracional y el agente de simulación que pueda emular estos comportamientos. La búsqueda de este *machina economicus* ha permitido desarrollar amplios avances de inteligencia artificial en relación a la ciencia económica. Una rama de investigación conocida como *Computational Economics* (Economía computacional) ofrece perspectivas de la ciencia computacional y la economía en conjunto, dentro de esta rama se encuentran diversas áreas de conocimiento que entre diversos campos<sup>2</sup> investigan aplicaciones de inteligencia artificial, entre las más populares se observan simulaciones de comportamiento de agentes principalmente en el paradigma de *evolutionary computing* o computación evolutiva.

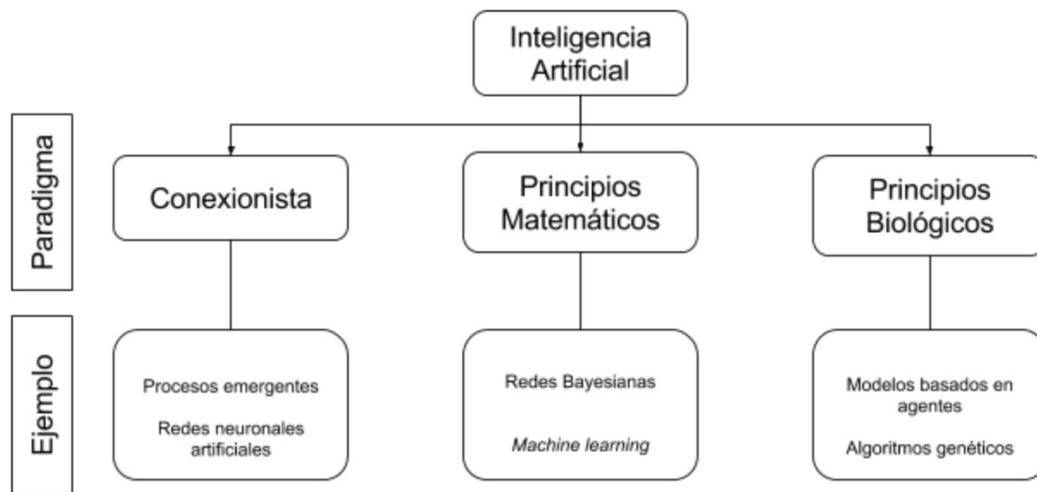
Este trabajo se desarrolla de la siguiente forma. Primero, se explican las características de los modelos de inteligencia artificial según el paradigma al que pertenecen. Segundo, se profundiza en aplicaciones del paradigma matemático en la rama de *machine learning* y se contrastan las diferencias respecto a la econometría tradicional. Tercero, se ejemplifican métodos de medición del desempeño de un algoritmo clasificatorio de *machine learning*.

### **Características de modelación por aprendizaje automatizado**

En el campo interdisciplinario de la inteligencia artificial se identifican principalmente tres aproximaciones distintas. Flasiński (2016) puntualiza algunas las ramas de inteligencia artificial en los segmentos descritos en la gráfica siguiente.

<sup>1</sup> El primer sistema de inteligencia artificial *The Logic Theory Machine* está detallado en el artículo de Newell et al (1956) donde en la sección segunda se detalla la lógica simbólica del sistema y en la sección tercera se explica el algoritmo en un proceso iterativo.

<sup>2</sup> Por ejemplo: Davis (2013) explica el origen de *Agent Based Computational Economics* desde la visión de sistemas adaptativos complejos de uno de los primeros investigadores en inteligencia artificial y economista Herbert Simon (Newell et al, 1956).



Gráfica 1. Paradigmas de inteligencia artificial y algunos de los ejemplos más populares. Elaboración propia basado en Flasiński (2016).

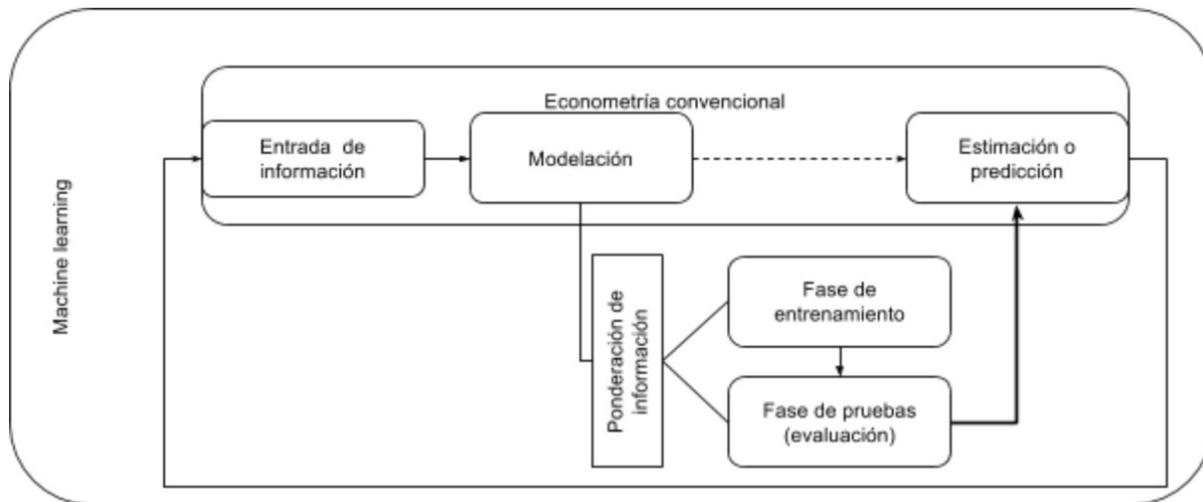
A pesar de las contribuciones de la economía al desarrollo de la inteligencia artificial en términos de modelación basada en agentes y que las perspectivas de computación evolutiva son ampliamente discutidas en los avances de economía computacional (e.j. Parks and Wellman, 2015, Paul et al 2002, Rüdiger et al 2011, Chia-Hsuan 2007, Brewer et al 2002, Cockshott et al 2009) una gran parte de las aplicaciones actuales a la economía radican en paradigmas alternativos a esta perspectiva.

Uno de los métodos más populares en el paradigma matemático es conocido como *machine learning* o aprendizaje automatizado. Distintas industrias, principalmente de tecnología e investigadores, han construido, utilizado y mejorado estas metodologías con el fin de eficientar un sin fin de procesos que requieren modelación estadística computacional. Una de estas industrias se profundiza en Olguín (2017) donde se explora la relación de estas metodologías con los mercados de *Fintech* (*Financial technology*).

Generalmente, para implementar un algoritmo de inteligencia artificial bajo métodos de *machine learning* se requiere información cualitativa y cuantitativa, según sea el caso. Una versión simplificada de este esquema se presenta en Peng y Matsui (2017).

La figura 2 explica el proceso convencional que sigue la implementación de un modelo de inteligencia artificial tipo *machine learning*. Durante la sección de modelación se especifican la fase de entrenamiento del modelo (etapa de aprendizaje) y la fase de pruebas (validación del aprendizaje) como metodologías no convencionales en la econometría tradicional.

En la etapa de aprendizaje se simula un proceso cognitivo en el cual el modelo “aprende” a detectar cierto patrón o característica en las variables seleccionadas. El proceso cognitivo que subyace estos principios de inteligencia artificial es una discusión filosófica conocida como el debate entre “internista y externista” desde la epistemología (O’Regan, 2016). Desde la filosofía clásica de Platón, las contribuciones a la filosofía moderna de Descartes hasta la filosofía analítica contemporánea discuten la proposición sobre si la máquina que es entrenada realmente está obteniendo conocimiento o simplemente simulando un tipo de comportamiento (Flasiński, 2016).



Gráfica 2. Flujo de información para estimación de un modelo convencional de machine learning. Elaboración propia basado en Olgún (2017).

En la última fase del flujo de información, se pretende realizar una estimación de la información obtenida. Sin embargo, primero se realiza una división de la información dada una ponderación determinada. Generalmente se divide aleatoriamente en 80/20 en la sección que corresponde a la fase de entrenamiento y la sección que conforma la fase de pruebas respectivamente. Posteriormente, el modelo que se efectuó en la fase de entrenamiento se evalúa en la fase de pruebas y se mide el desempeño del modelo entrenado.

A diferencia de la modelación econométrica tradicional, la evaluación del modelo se conforma en una sección de la información llamada fase de pruebas con el fin de obtener una corroboración empírica de los resultados. El objetivo de la simulación es probar el modelo en condiciones que emulan llegada de información nueva que se desea predecir o clasificar. Un ejemplo claro se muestra en el famoso modelo de clasificación de imágenes de Singh y Markou (2004), en la investigación se muestran las diferentes fases de entrenamiento y pruebas en un modelo iterativo. En la sección de resultados, los autores utilizan una matriz de confusión para identificar la precisión del modelo.

	Grass	Tree	Sky	Road
Grass	169	0	0	0
Tree	16	29	0	0
Sky	0	0	33	0
Road	0	0	0	38
<b>Recognition rate 94.3%</b>				

Tabla 1. Ejemplo de matriz de confusión. Modelo de clasificación de imágenes de Singh y Markou (2004). En la diagonal se observan las clasificaciones correctas. Se muestran 16 árboles clasificados erróneamente como pasto en la primera columna, esto conforma el error de reconocimiento del 5.7%.

Mediante la interpretación de la matriz de confusión se decide continuar o no continuar utilizando el modelo en un ambiente de producción real. En algunos casos, un ambiente de producción destaca por tener altos estándares de clasificación al mostrar una cantidad estadísticamente aceptable de error.

Sin embargo, algunas empresas e investigadores buscan obtener clasificaciones o predicciones más allá de lo estadísticamente aceptable. Por ejemplo, la empresa de entretenimiento Netflix ofrecía un premio de 1 millón de dólares a aquel equipo que mejorará la capacidad de predecir el comportamiento de clientes al

elegir películas en un sistema de recomendación automatizado. El algoritmo que obtuvo el premio Netflix 2009 mostró un desempeño 10.06% mayor al ganador del año anterior<sup>1</sup>.

### Discusión (Relevancia actual)

Para algunos casos, clasificaciones o predicciones erróneas son relevantes en términos monetarios, de tiempo o en pérdidas humanas. Quizás el ejemplo más claro se observa en los algoritmos de *machine learning* que permiten a vehículos conducir sin intervención humana, el riesgo de efectuar una clasificación errónea (por ejemplo, clasificar un vehículo detenido como un espacio libre) podría producir relevantes costos monetarios e inclusive vidas humanas. Otro ejemplo es la creciente demanda de servicios de reconocimiento facial para cuestiones de autenticación o seguridad (Bediako-Asare et al, 2016), una autenticación errónea podría permitir a un usuario no autorizado ingresar a servicios o instalaciones restringidos.

Empresas de tecnología han creado prototipos de inteligencia artificial durante un par de décadas, proporcionando avances al desarrollo de esta rama de las ciencias computacionales desde distintas perspectivas. Entre ellas destacan avances en redes neuronales artificiales y algoritmos de agrupamiento de clúster. Actualmente algunas de las empresas que lideran estos avances<sup>2</sup> encuentran grandes retos para ejecutar los algoritmos clasificatorios en tiempo real con un margen de error mínimo. Por ejemplo, el objetivo de los algoritmos de clasificación aplicados a vehículos de conducción autónoma o asistida radica en obtener flexibilidad ante eventos inesperados (objetos previamente no clasificados) y al mismo tiempo un buen desempeño; obtener una predicción correcta de la categoría a la que este evento inesperado pertenece.

Resulta relevante involucrar a la discusión de avances en inteligencia artificial a la ciencia económica. Durante el desarrollo histórico de esta perspectiva distintos aportes de la economía son observados.

Principalmente, los modelos basados en agentes y el paradigma biológico de la inteligencia artificial se ven beneficiados por las contribuciones de modelación basada en agentes y algunos escasos pero relevantes avances en temas de optimización, planificación y crecimiento económico.

Los esfuerzos realizados en esta investigación pretenden sembrar breves alternativas de investigación para los economistas. Aunque econometría tradicional ofrece ciertas herramientas útiles para la estimación de modelos predictivos adecuados para el análisis económico, las aplicaciones de inteligencia artificial ofrecen una visión complementaria en extensas áreas de modelación. Principalmente, un modelo basado algún principio de inteligencia artificial se destaca la capacidad de aprender de los resultados y adaptarse ante la validación empírica de los resultados.

En términos generales, un modelo u algoritmo de inteligencia artificial mide su desempeño con segmentos de información real que contrastan la capacidad predictiva o clasificatoria del modelo. En contraste, un modelo econométrico tradicional se limita a observar el ajuste estadístico de la información de entrada respecto a la predicción.

A pesar de que durante esta investigación se destacan algunas de las ventajas de la modelación con principios inteligencia artificial sobre la econometría convencional, la discusión sobre las ventajas y desventajas de la modelación tipo *machine learning* es ampliamente discutida desde hace más de una década. Breiman (2001) profundiza en esta discusión, analiza el desempeño de modelación estadística tradicional contrastado con diferentes modelos de inteligencia artificial, principalmente *machine learning*. Como conclusión, se observa que cada método ofrece ventajas y desventajas en cuanto al desempeño, así como las diferencias sobre la aproximación epistemológica del fenómeno.

<sup>1</sup> Se puede consultar el desempeño de los concursantes en el siguiente vínculo <http://netflixprize.com/leaderboard.html>

<sup>2</sup> Por ejemplo, ver los avances en conducción autónoma o asistida de vehículos en Uber o Tesla. Avances en sistemas de recomendación de Amazon y Yelp. Detección de patrones de texto de Swiftkey.

## Conclusiones

En primer lugar, el desarrollo acelerado de las fuerzas productivas ha permitido un intercambio interdisciplinario fortuito en diversas ramas de la ciencia. Una de ellas, las ciencias computacionales, se ha visto especialmente envuelta en un cúmulo de contribuciones a lo largo del siglo XX y XXI. Específicamente, una de sus ramas, conocida como inteligencia artificial ha mostrado captar interés creciente entre diversas ciencias como psicología, neurociencias, física y filosofía. Una contribución limitada pero relevante de la economía ha sido dirigida por la economía computacional gracias a los aportes en modelación basada en agentes.

Para algunos autores de esta rama interdisciplinaria, existen tres clases distintas de paradigmas que determinan distintas aproximaciones a la inteligencia artificial, los paradigmas conexionistas, de principios matemáticos y de principios estadísticos. Generalmente, la contribución más evidente de la economía se ha observado en el paradigma biológico, pero con creciente interés en los principios matemáticos con la aplicación de algoritmos de *machine learning* al análisis económico y las perspectivas de economía de la complejidad al paradigma conexionista.

En segundo lugar, a pesar de que los flujos de información resultan distintos entre la econometría tradicional y los paradigmas de *machine learning* el objetivo de efectuar estimaciones certeras es compartido. En general, una aproximación empírica de los algoritmos de inteligencia artificial ofrece la ventaja de validar la información concretamente en la llamada “fase de pruebas” y estimar el modelo previamente en la “fase de entrenamiento”.

En tercer lugar, esta investigación propone continuar la discusión sobre aplicaciones de modelación alternativa a la economía. Se destacan los esfuerzos de la rama *Computational Economics* como una alternativa de modelación que se populariza en la década de los 80’s

de siglo XX y que hoy en día se muestra como una alternativa factible para el desarrollo de modelos predictivos o clasificatorios.

Esta investigación complementa la colección de artículos que comprende el proyecto *Exploraciones en inteligencia artificial aplicado a sistemas económicos*.<sup>1</sup> Dentro de este documento se exploran las diferencias entre los paradigmas de modelación tradicionales de econometría, inteligencia artificial y métodos de la rama economía computacional.

## Referencias:

1. Bediako-Asare, H., Buffett, S. and Fleming, M. W. (2016) “*Advances in Artificial Intelligence*”, Canadian Conference on AI. doi: 10.1007/978-3-642-21043-3.
2. Breiman, L. (2001) “*Statistical Modeling: The Two Cultures*”, *Statistical Science*, 16(3), pp. 199–215. doi: 10.2307/2676681.
3. Brewer, P. J., Huang, M., Nelson, B. and Plott, C. R. (2002) “*On the Behavioral Foundations of the Law of Supply and Demand: Human Convergence and Robot Randomness*”, *Experimental Economics*, 5, pp. 179–208. doi: 10.1023/A:1020871917917.
4. Chia-Hsuan, Y. 2007, “*The role of intelligence in time series properties*”, *Computational Economics*, 2, p. 95.
5. Cockshott, W, Cottrell, A, Michaelson, G, Wright, I, & Yakovenko, V 2009, “*Classical Econophysics*”, n.p.: London: Routledge, 2009.
6. Diestel, R, & Diestel, R 2010, “*Graph Theory. Reinhard Diestel*”, n.p.: Heidelberg: Springer.
7. Goldman, A 1980, “*The Internalist Conception of Justification*”, *Midwest Studies In Philosophy*, 5, 1, p. 27, Complementary Index, EBSCOhost, viewed 9 May 2017.
8. Kirman, A. P. (1992) “*Whom or What Does the Representative Individual Represent?*”, *Journal of Economic Perspectives*, 6(2), pp. 117–136.

<sup>1</sup> Disponible en: <https://www.researchgate.net/project/Explorations-in-Artificial-Intelligence-algorithms-on-economic-production-systems>

9. Lucas, R. E. (1988) “*On the Mechanics of Economic Development*”, *Journal of Monetary Economics*, 22(August 1987), pp. 3–42. doi: 10.1016/0304-3932(88)90168-7.
10. Gallegati, M. and Kirman, A. (2012) “*Reconstructing economics: Agent based models and complexity*”, *Complexity Economics*, 1, pp. 5–31. doi: 10.7564/12-COEC2.
11. “*The logic theory machine--A complex information processing system*” (1956), *IRE Transactions On Information Theory, Information Theory, IRE Transactions On, IRE Trans. Inf. Theory*, 3, p. 61.
12. Olguin, A. (2016) “*Economía computacional, complejidad y ciencia de datos. Conociendo el éxito empresarial en el desafío Yelp para 61 mil compañías*”, *Oikonómika*, 1(2), pp. 4–16.
13. Olguin, A. (2017) “*Aproximaciones de inteligencia artificial a mercados de Fintech*” presentado en *Noveno coloquio de finanzas aplicadas. Facultad de Economía UNAM, 4 Mayo 2017*.
14. O’Regan, G. (2016) “*Introduction to the History of Computing*”. doi: 10.1007/978-3-319-33138-6.
15. Parkes, D. C., and M. P. Wellman. (2015). “*Economic Reasoning and Artificial Intelligence.*” *Science* 349 (6245) (July 16): 267–272. doi:10.1126/science.aaa8403. <http://dx.doi.org/10.1126/science.aaa8403>.
16. Patcha, A. and Park, J. M. (2007) “*An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends*”, *Computer Networks*, 51(12), pp. 3448–3470. doi: 10.1016/j.comnet.2007.02.001.
17. Paul, B, Maria, H, Brad, N, & Charles, P (2002), “*On the Behavioral Foundations of the Law of Supply and Demand: Human Convergence and Robot Randomness*”, *Experimental Economics*, 3, p. 179.
18. Peng, R. D. and Matsui, E. (2015) “*The Art of Data Science: A Guide for Anyone Who Works with Data*”, *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53, p. 159. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
19. Rüdiger, E., Yoshihiko, D., Stefan, N. and David, S. (2011) “*Cognitive Systems Monographs*”, *Control*, 3.
20. Singh, S. and Markou, M. (2004). “*An approach to novelty detection applied to the classification of image regions*”. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 16(4), pp.396-406.