

Título:

Matrices estocásticas y Machine Learning
Aplicado a tasaciones

Fecha:

mayo 2026

Matrices estocásticas, Machine Learning y su aplicabilidad en predicciones para tasaciones inmobiliarias y de maquinarias.

1. Introducción.

En la actualidad, la toma de decisiones basada en datos se ha convertido en una herramienta fundamental para diversas áreas profesionales, entre ellas la tasación inmobiliaria, la valoración de maquinarias, las finanzas, la ingeniería y la inteligencia artificial. En este contexto, conceptos matemáticos como las matrices estocásticas adquieren gran relevancia, ya que permiten representar situaciones donde existe incertidumbre, probabilidad de cambio y transición entre distintos estados. Una matriz estocástica se utiliza para describir probabilidades organizadas en forma matricial, donde cada fila o columna, según la convención utilizada, suma uno. Esto permite modelar fenómenos dinámicos, como el deterioro de una maquinaria, la evolución del precio de una vivienda, el cambio de estado de conservación de un activo o la probabilidad de que un bien aumente o disminuya su valor en el tiempo.

El propósito de este ensayo es definir qué son las matrices estocásticas, explicar su relación con el Machine Learning y analizar su aplicabilidad en modelos predictivos orientados a tasaciones inmobiliarias y de maquinarias. Esta relación es especialmente relevante porque el Machine Learning trabaja con datos históricos, patrones, probabilidades y estimaciones futuras. En el caso de las tasaciones, estos modelos pueden complementar los métodos tradicionales de valoración, como el enfoque de mercado, el enfoque de costo y el enfoque de ingresos.

La tesis central de este ensayo sostiene que las matrices estocásticas constituyen una base matemática útil para comprender y modelar procesos probabilísticos dentro del Machine Learning, y que su aplicación en tasaciones permite mejorar la predicción del valor futuro de bienes inmobiliarios y maquinarias, siempre que se combinen adecuadamente con datos confiables, criterios técnicos y supervisión profesional.

2. Definición de matrices estocásticas:

Una matriz estocástica es una matriz compuesta por valores no negativos que representan probabilidades. En general, cada fila o columna suma exactamente uno, lo que significa que el total de probabilidades posibles equivale al 100%. Por ejemplo, si se tiene una matriz que representa el estado de una maquinaria, sus filas pueden indicar el estado actual del activo y sus columnas el estado futuro probable. Así, una máquina en estado “bueno” podría tener un 60% de probabilidad de mantenerse en estado “bueno”, un 30% de pasar a estado “regular” y un 10% de deteriorarse a estado “malo”.

Este tipo de matriz es fundamental en las cadenas de Markov, donde se modelan cambios de estado a través del tiempo. La idea principal es que el estado futuro depende del estado presente y de ciertas probabilidades de transición. En Machine Learning y

aprendizaje por refuerzo, los procesos de decisión de Markov se utilizan para representar problemas secuenciales donde un agente debe tomar decisiones bajo incertidumbre. Sutton y Barto explican que el aprendizaje por refuerzo se basa precisamente en la interacción entre un agente y un entorno, donde las acciones generan transiciones, recompensas y nuevos estados.

Un ejemplo simple de matriz estocástica aplicada a maquinaria podría ser el siguiente:

Estado actual	Excelente	Bueno	Regular	Malo
Excelente	0,60	0,30	0,10	0,00
Bueno	0,00	0,65	0,25	0,10
Regular	0,00	0,10	0,60	0,30
Malo	0,00	0,00	0,20	0,80

Esta matriz indica probabilidades de transición. Por ejemplo, una maquinaria que actualmente está en estado “regular” tiene un 60% de probabilidad de seguir en estado regular, un 30% de pasar a estado malo y un 10% de mejorar a estado bueno, quizás debido a mantenimiento o reparación. Este tipo de estructura permite proyectar escenarios futuros y estimar riesgos asociados al valor del activo.

Relación entre matrices estocásticas y Machine Learning:

El Machine Learning, o aprendizaje automático, es una rama de la inteligencia artificial que permite a los sistemas aprender patrones a partir de datos. Muchos modelos de Machine Learning se apoyan en conceptos probabilísticos, especialmente cuando deben clasificar, predecir o estimar resultados futuros. Las matrices estocásticas se relacionan con estos modelos porque permiten representar probabilidades de transición, cambios de estado y comportamientos inciertos.

En clasificación, por ejemplo, un modelo puede entregar probabilidades asociadas a distintas categorías. En una tasación inmobiliaria, un algoritmo podría estimar que una propiedad tiene un 70% de probabilidad de aumentar su valor, un 20% de mantenerse estable y un 10% de disminuir. En una tasación de maquinaria, podría estimar la probabilidad de que un equipo conserve su valor de mercado, se deprecie moderadamente o pierda valor de forma acelerada.

Además, en modelos más avanzados, como los de aprendizaje por refuerzo, las matrices estocásticas son esenciales para representar la transición entre estados. En este tipo de aprendizaje, el sistema analiza qué acciones producen mejores resultados a través del tiempo. Por ejemplo, en una flota de maquinarias, un modelo podría evaluar si conviene

vender una máquina hoy, repararla, mantenerla operativa o reemplazarla. Cada acción puede conducir a un nuevo estado y a un nuevo valor económico esperado.

De esta forma, las matrices estocásticas no reemplazan al Machine Learning, sino que forman parte de su base matemática en problemas donde el comportamiento futuro depende de probabilidades. Mientras el Machine Learning permite aprender patrones desde los datos, las matrices estocásticas ayudan a organizar y representar matemáticamente la incertidumbre.

Aplicabilidad en predicciones para tasaciones inmobiliarias:

En el ámbito inmobiliario, la tasación busca determinar el valor de un bien raíz considerando variables como ubicación, superficie, antigüedad, estado de conservación, conectividad, equipamiento urbano, normativa, demanda, oferta y precios de propiedades comparables. Tradicionalmente, este proceso ha dependido de la experiencia del tasador y de métodos reconocidos como el enfoque de mercado, el enfoque de costo y el enfoque de ingresos.

Sin embargo, en los últimos años han tomado fuerza los Modelos Automatizados de Valoración, conocidos como AVM por sus siglas en inglés. Estos modelos utilizan técnicas matemáticas, estadísticas y de Machine Learning para estimar el valor de una propiedad en una fecha determinada. La Royal Institution of Chartered Surveyors define los AVM como modelos que utilizan una o más técnicas matemáticas para entregar una estimación de valor de una propiedad, normalmente acompañada de una medida de confianza .

Aquí las matrices estocásticas pueden ser útiles para modelar la evolución probable del valor inmobiliario. Por ejemplo, una propiedad puede clasificarse en distintos estados: “alta valorización”, “valorización moderada”, “estable”, “baja valorización” o “depreciación”. A partir de datos históricos del mercado, se puede construir una matriz de transición que estime la probabilidad de que una propiedad pase de un estado a otro en un periodo determinado.

Un ejemplo aplicado sería el siguiente:

Estado actual del mercado	Alta valorización	Estable	Baja valorización
Alta valorización	0,55	0,35	0,10
Estable	0,25	0,60	0,15
Baja valorización	0,10	0,40	0,50

Esta matriz permitiría estimar escenarios futuros de comportamiento del mercado. Si una zona se encuentra actualmente en estado estable, podría existir un 25% de probabilidad de pasar a alta valorización, un 60% de mantenerse estable y un 15% de caer en baja valorización. Esta información, combinada con Machine Learning, permitiría mejorar la predicción del valor futuro de una propiedad.

El Machine Learning también puede trabajar con datos más complejos, como imágenes satelitales, fotografías de propiedades, información geográfica, conectividad vial, distancia a servicios, permisos de edificación y comportamiento histórico de precios. Investigaciones recientes sobre valoración inmobiliaria automatizada señalan que los modelos multimodales integran distintas fuentes de datos para analizar de manera más profunda los factores que influyen en los precios de las viviendas.

Aplicabilidad en predicciones para tasaciones de maquinarias

En la tasación de maquinarias, el valor depende de factores como marca, modelo, año de fabricación, horas de uso, estado mecánico, historial de mantenimiento, disponibilidad de repuestos, demanda de mercado, vida útil remanente, obsolescencia tecnológica y condiciones de operación. A diferencia de los inmuebles, las maquinarias suelen tener una depreciación más directa, ya que están sujetas a desgaste físico, uso intensivo y cambios tecnológicos.

Las normas internacionales de valoración reconocen que para planta, maquinaria y equipos pueden aplicarse distintos enfoques de valoración, entre ellos el enfoque de mercado, el enfoque de costo y el enfoque de ingresos. Asimismo, las Normas Internacionales de Valuación vigentes desde 2025 señalan que el enfoque de costo suele ser usado para planta y equipos, especialmente cuando se trata de activos especializados o de uso específico.

En este contexto, las matrices estocásticas pueden ser aplicadas para proyectar la evolución del estado técnico de una maquinaria. Por ejemplo, una excavadora puede pasar de estado “excelente” a “bueno”, luego a “regular” y finalmente a “malo”, dependiendo de sus horas de uso, mantenimiento y condiciones de trabajo. Cada transición puede asociarse con una probabilidad.

Un modelo de Machine Learning podría usar datos históricos de ventas de maquinarias, registros de mantenimiento, horas de uso y precios de mercado para aprender patrones de depreciación. Luego, una matriz estocástica podría ayudar a representar la probabilidad de que una máquina cambie de estado en uno, dos o tres años. Esto permitiría estimar no solo el valor actual, sino también el valor futuro esperado y el riesgo de pérdida de valor.

Por ejemplo, si una retroexcavadora se encuentra actualmente en estado “bueno”, el modelo podría estimar:

Estado futuro probable	Probabilidad	Impacto esperado en valor
Bueno	0,50	Mantiene valor relativo
Regular	0,35	Depreciación moderada
Malo	0,15	Depreciación alta

Esta información puede ser útil para empresas constructoras, bancos, aseguradoras, tasadores, empresas de leasing y compradores de maquinaria usada. Permite responder preguntas como: ¿conviene comprar esta máquina?, ¿cuánto valdrá en dos años?, ¿cuál es su riesgo de depreciación?, ¿es mejor venderla ahora o mantenerla operativa?

Evidencia y utilidad práctica.

La evidencia muestra que los modelos automatizados de valoración han ido ganando importancia como herramientas complementarias en la valoración inmobiliaria. Un informe de la Mortgage Bankers Association señala que los AVM son cada vez más relevantes como instrumentos complementarios a las tasaciones tradicionales, aunque no necesariamente sustituyen el juicio experto del tasador.

Esto es muy importante, porque tanto en inmuebles como en maquinarias el valor no depende únicamente de datos numéricos. También intervienen factores cualitativos: estado real de conservación, ubicación específica, entorno, funcionalidad, mantenimiento, reputación de la marca, condiciones contractuales y particularidades del mercado. Por ello, el uso de Machine Learning y matrices estocásticas debe entenderse como una ayuda técnica, no como una sustitución completa del criterio profesional.

En el caso inmobiliario, el modelo puede estimar valores a partir de grandes bases de datos, pero puede fallar si no reconoce remodelaciones, daños estructurales, problemas legales, cambios normativos o características únicas de una propiedad. En el caso de maquinarias, el modelo puede considerar año, marca y horas de uso, pero no siempre detectará adecuadamente fallas mecánicas, reparaciones deficientes, condiciones extremas de trabajo o modificaciones técnicas.

Por lo tanto, la principal utilidad de estas herramientas está en fortalecer la predicción, reducir la subjetividad y entregar escenarios probabilísticos. Un tasador podría usar el modelo como apoyo para contrastar su estimación, justificar técnicamente un rango de valor y evaluar riesgos futuros.

Objeciones:

Una objeción a lo planteado es que las matrices estocásticas y el Machine Learning podrían simplificar en exceso la realidad. En efecto, una propiedad o una maquinaria no siempre cambia de valor siguiendo patrones estables. El mercado puede verse afectado por crisis económicas, cambios regulatorios, inflación, tasas de interés, disponibilidad de crédito, shocks tecnológicos o variaciones inesperadas de demanda.

Además, los modelos predictivos dependen de la calidad de los datos. Si los datos históricos son incompletos, erróneos o sesgados, el modelo puede producir estimaciones equivocadas. En una tasación inmobiliaria, por ejemplo, si la base de datos contiene propiedades mal clasificadas o precios no actualizados, el resultado puede alejarse del valor real de mercado. En maquinaria, si no se registran correctamente las horas de uso o el estado de mantenimiento, la predicción de depreciación será poco confiable.

Sin embargo, esta crítica no invalida el uso de matrices estocásticas ni de Machine Learning. Más bien, demuestra que deben utilizarse con precaución, validación estadística y supervisión profesional. El valor de estas herramientas no está en entregar una verdad absoluta, sino en ofrecer escenarios probables, rangos de estimación y apoyo objetivo para la toma de decisiones.

3. Conclusión:

Las matrices estocásticas son herramientas matemáticas que permiten representar probabilidades de transición entre distintos estados. Su importancia radica en que ayudan a modelar fenómenos inciertos y dinámicos, como el cambio de condición de una maquinaria, la evolución del valor de una propiedad o la probabilidad de que un activo se deprecie en el tiempo. En este sentido, tienen una relación directa con el Machine Learning, especialmente en modelos probabilísticos, cadenas de Markov, procesos de decisión y aprendizaje por refuerzo.

En el ámbito de las tasaciones inmobiliarias, las matrices estocásticas pueden ayudar a proyectar escenarios de valorización, estabilidad o depreciación de propiedades. Combinadas con Machine Learning, permiten analizar grandes volúmenes de datos y detectar patrones asociados al comportamiento del mercado. En el caso de las maquinarias, estas matrices pueden modelar el deterioro, la vida útil remanente, la probabilidad de falla y la pérdida esperada de valor.

No obstante, estas herramientas no deben reemplazar el juicio profesional del tasador. Su mayor aporte está en complementar la experiencia humana con modelos cuantitativos, predicciones probabilísticas y análisis de riesgo. La correcta integración entre matemática, inteligencia artificial y conocimiento experto puede mejorar la precisión, transparencia y fundamentación de las tasaciones.

Como reflexión final, puede afirmarse que el futuro de la tasación no dependerá exclusivamente de la intuición humana ni exclusivamente de los algoritmos. El mayor potencial estará en la combinación de ambos: modelos predictivos capaces de procesar datos y profesionales capaces de interpretar, corregir y contextualizar los resultados. En este escenario, las matrices estocásticas y el Machine Learning se convierten en herramientas estratégicas para valorar activos en mercados cada vez más complejos, cambiantes y dependientes de información.

Referencias bibliográficas:

- International Valuation Standards Council. (2016). *IVS 300: Plant and equipment*. IVSC. ([ivsc.org](https://www.ivsc.org))
- International Valuation Standards Council. (2024). *International Valuation Standards: Effective 31 January 2025*. IVSC. (www.appraisers.org)
- Mortgage Bankers Association. (2019). *The state of automated valuation models in the age of big data*. Mortgage Bankers Association. ([MBA](https://www.mba.org))
- Royal Institution of Chartered Surveyors. (2021). *Automated valuation models: Roadmap for professionals*. RICS. ([rics.org](https://www.rics.org))
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press. ([Stanford University](https://stanford.edu/))
- Zhao, Y., Li, X., & Wang, J. (2025). *Multimodal machine learning for real estate appraisal*. arXiv. ([arXiv](https://arxiv.org))