TECNOLÓGICO DE MONTERREY

Departamento de Economía

Problemas Aplicados

Módulo 4: Técnicas Computacionales Avanzadas para modelar fenómenos sociales

Concentración:	Economía Aplicada y Ciencia de Datos
Campus:	Santa Fe
Periodo:	Febrero - Junio 2026
Profesor:	Dr. Leonardo González Tejeda
Fecha:	February 2026

Introducción

Este conjunto de ejercicios está diseñado para aplicar y profundizar los conceptos fundamentales de las tres técnicas computacionales avanzadas estudiadas en el Módulo 4: Economía de la Complejidad, Simulación Monte Carlo y Cadenas de Markov. Los problemas han sido cuidadosamente diseñados para reflejar fenómenos económicos y sociales relevantes en el contexto mexicano de 2026, integrando elementos de PropTech, desarrollo urbano, y dinámica económica.

Objetivos de Aprendizaje:

1. Implementar modelos basados en agentes (ABM) para analizar sistemas adaptativos complejos
2. Aplicar técnicas de simulación Monte Carlo para cuantificar riesgo e incertidumbre
3. Modelar procesos estocásticos mediante cadenas de Markov y analizar distribuciones de equilibrio
4. Desarrollar habilidades computacionales en Python para resolver problemas económicos complejos
5. Interpretar resultados de simulaciones y extraer conclusiones relevantes para la toma de decisiones

Problema 1: Economía de la Complejidad

Adopción de PropTech en el Mercado Inmobiliario Mexicano

Contexto

México experimenta una transformación digital acelerada en su sector inmobiliario, impulsada por el nearshoring y la creciente demanda de soluciones tecnológicas. Sin embargo, existe una marcada heterogeneidad regional en la adopción de herramientas PropTech entre agentes inmobiliarios, desarrolladores y compradores. Este fenómeno puede modelarse como un sistema adaptativo complejo (CAS) donde los patrones emergentes de adopción tecnológica no son lineales ni predecibles mediante agregación simple.

Formulación Matemática

1. Espacio de Agentes y Estados:
Considere un conjunto de N agentes heterogéneos $i \in \{1, 2, ..., N\}$ distribuidos en una red $G = (V, E)$, donde V son los nodos (agentes) y E las aristas (conexiones sociales/profesionales). Cada agente i tiene un estado binario $s_i(t) \in \{0, 1\}$ en el tiempo t, donde:

• $s_i(t) = 0 \rightarrow$ No ha adoptado PropTech • $s_i(t) = 1 \rightarrow$ Ha adoptado PropTech

2. Función de Utilidad Individual:
La utilidad esperada del agente i al adoptar PropTech en el periodo t está dada por:

$$U_i(s_i = 1 \mid \Omega_t) = \beta_b \cdot B_i - \beta_c \cdot C_i + \beta_n \cdot N_i(t) + \beta_p \cdot P(t) + \varepsilon_i$$

donde: • B_i = Beneficio esperado individual (depende del tipo de agente: desarrollador, broker, comprador) • C_i = Costo de adopción (incluye costo monetario y fricción tecnológica) • $N_i(t)$ = Proporción de vecinos en la red que han adoptado: $N_i(t) = (\Sigma_{j\in\Gamma(i)}\ s_j(t))\ /\ |\Gamma(i)|$ • $P(t)$ = Presión competitiva del mercado en tiempo t • $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ = Choque idiosincrático • $\Gamma(i)$ = Conjunto de vecinos del agente i en la red G

3. Regla de Decisión de Adopción:
El agente i adopta PropTech en t+1 con probabilidad:

$$P(s_i(t+1) = 1 \mid s_i(t) = 0) = \Lambda(U_i(s_i = 1 \mid \Omega_t) - \theta_i)$$

donde $\Lambda(x) = 1/(1 + e^{-x})$ es la función logística y θ_i es el umbral de adopción específico del agente i (depende de su aversión al riesgo tecnológico).

4. Actualización de Creencias (Aprendizaje):
Los agentes actualizan sus expectativas de beneficio mediante aprendizaje bayesiano:

$$B_i(t+1) = \alpha \cdot B_i(t) + (1-\alpha) \cdot B■_i(t) \text{ donde } B■_i(t) = (1/|A(i)|) \cdot \Sigma_{j\in A(i)}\ R_j(t)$$

con $A(i) = \{j \in \Gamma(i) : s_j(t) = 1\}$ (vecinos adoptantes), $R_j(t)$ el beneficio realizado del agente j, y $\alpha \in [0,1]$ el parámetro de persistencia de creencias.

5. Dinámica del Sistema:
La evolución agregada del sistema se caracteriza por la fracción de adoptantes:

$$\rho(t) = (1/N) \cdot \Sigma_{i=1}^{N} s_i(t)$$

La dinámica del sistema está definida por el mapeo recursivo:

$$\rho(t+1) = F(\rho(t), G, \{\theta_i\}, \{C_i\}, P(t))$$

donde F es una función no-lineal que captura las retroalimentaciones del sistema. Un **equilibrio** ρ^* satisface $\rho^* = F(\rho^*, G, ...)$ y puede ser múltiple dependiendo de la estructura de red y parámetros.

Tareas Específicas

1. Implemente el modelo ABM en Python usando la biblioteca Mesa o NetLogo (exportando datos para análisis en Python)

2. Calibre el modelo con datos estilizados del mercado inmobiliario mexicano (puede usar parámetros hipotéticos pero razonables)

3. Ejecute el modelo para 200 períodos de tiempo y analice los patrones emergentes

4. Identifique si emerge un 'punto de inflexión' (tipping point) en la adopción y las condiciones que lo determinan. Formalmente, encuentre ρ_c tal que $d\rho/dt$ cambia de signo

5. Realice un análisis de sensibilidad variando: densidad de red $|E|/|V|$, heterogeneidad de agentes $\sigma(\theta)$, y costo de adopción C

6. Visualice la evolución temporal de $\rho(t)$ y la estructura de red G con nodos coloreados por estado de adopción

Preguntas de Análisis

1. ¿Cómo influye la estructura de la red (aleatoria vs. pequeño mundo vs. libre de escala) en la velocidad de adopción $v = d\rho/dt$ y la penetración final $\rho(\infty)$?

2. ¿Qué rol juegan los 'early adopters' en el sistema? Formalmente, ¿existe un umbral crítico ρ_0 tal que si $\rho(0) < \rho_0$, entonces $\rho(\infty) \to 0$?

3. Compare el comportamiento del modelo con predicciones de modelos neoclásicos de difusión (modelo Bass logístico). ¿Observa hystéresis o dependencia de trayectoria?

4. ¿Bajo qué condiciones paramétricas el sistema converge a equilibrios múltiples? Derive analíticamente las condiciones sobre β_n y la estructura de G

5. ¿Qué políticas públicas (simuladas como cambios en P(t) o subsidios que reducen C_i) serían más efectivas para acelerar la adopción digital?

Entregables

1. Código documentado en Python/NetLogo con instrucciones de ejecución

2. Reporte de 8-10 páginas que incluya: diseño del modelo, justificación de parámetros, resultados de simulaciones, análisis de sensibilidad, y respuestas a preguntas de análisis

3. 3-5 visualizaciones clave: gráficas de serie de tiempo $\rho(t)$, diagramas de red, histogramas de distribución de adopción por tipo de agente

4. Reflexión sobre limitaciones del modelo (supuesto de homogeneidad temporal, ausencia de shocks exógenos) y extensiones posibles (modelo de múltiples tecnologías competidoras)

Problema 2: Simulación Monte Carlo

Valuación de Proyectos de Desarrollo Inmobiliario bajo Incertidumbre

Contexto

El desarrollo inmobiliario en México enfrenta múltiples fuentes de incertidumbre: volatilidad en costos de materiales, fluctuaciones en tasas de interés, cambios regulatorios, y variabilidad en la velocidad de ventas. Los métodos tradicionales de valuación (VPN determinístico) no capturan adecuadamente el riesgo asociado a estas variables estocásticas. La simulación Monte Carlo permite estimar la distribución completa de posibles retornos y cuantificar métricas de riesgo.

Formulación Matemática

1. Función de Valor Presente Neto (VPN):
Sea $X = (X_1, X_2, ..., X_k)$ el vector de variables estocásticas del proyecto. El VPN es una función de estas variables aleatorias:

$$VPN(X) = -I_0 + \Sigma_{t=1}^{T} [FC_t(X) / (1 + r(X))^t]$$

donde: • I_0 = Inversión inicial (determinística) = 500 millones MXN • T = Horizonte del proyecto = 36 meses • $FC_t(X)$ = Flujo de caja neto en el periodo t (función de variables estocásticas) • r(X) = Tasa de descuento estocástica mensualizada

2. Componentes del Flujo de Caja:
El flujo de caja mensual está dado por:

$$FC_t(X) = Ingresos_t(X) - Costos_t(X) - CostosFijos_t(X)$$

donde: **Ingresos mensuales:** $Ingresos_t(X) = P(X) \cdot V_t(X)$ • P(X) ~ Normal(μ = 4.2, σ = 0.5) millones MXN = Precio por unidad • $V_t(X)$ = Unidades vendidas acumuladas hasta t, función de la velocidad de ventas • Velocidad(X) ~ Lognormal(μ = 2.7, σ = 0.3) unidades/mes La venta acumulada sigue: $V_t(X) = \min\{\Sigma_{s=1}^{t} Velocidad_s(X), 180\}$ **Costos de construcción:** $Costos_t(X) = C_{m2}(X) \cdot A \cdot U_t$ • $C_{m2}(X)$ ~ Normal(μ = 24,000, σ = 3,000) MXN/m^2 = Costo por metro cuadrado • A = 85 m^2 = Área promedio por unidad (determinística) • U_t = Unidades construidas en periodo t (función de cronograma) **Costos fijos anuales (prorrateados mensualmente):** $CostosFijos_t(X)$ ~ Uniforme(15, 22) millones MXN anuales → dividir entre 12

3. Tasa de Descuento Estocástica:
La tasa de descuento anual sigue una distribución triangular:

$$r_{anual}(X) \sim Triangular(a = 0.06, m = 0.08, b = 0.12) \text{ Conversión a tasa mensual: } r_{mensual}(X) = (1 + r_{anual}(X))^{1/12} - 1$$

4. Estimación Monte Carlo:
El estimador Monte Carlo del VPN esperado con N simulaciones es:

$$E[VPN] \approx V■PN_N = (1/N) \cdot \Sigma_{i=1}^{N} VPN(X_i) \text{ donde } X_i \sim F_X \text{ son realizaciones independientes del vector aleatorio X}$$

Por la Ley de Grandes Números: V■PN$_N \to_p$ E[VPN] cuando $N \to \infty$ Error estándar: SE(V■PN$_N$) = σ(VPN) / $\sqrt{N}$, donde σ(VPN) = $\sqrt{\text{Var(VPN)}}$

5. Métricas de Riesgo:

Probabilidad de pérdida: P(VPN < 0) ≈ (1/N) · $\Sigma_{i=1}^{N}$ ■{VPN(X_i) < 0} **Value at Risk (VaR) al nivel α:** $VaR_\alpha = -F_{VPN}^{-1}(\alpha)$ = -inf{v : P(VPN ≤ v) ≥ α} Para α = 0.05, $VaR_{0.05}$ representa la pérdida máxima con 95% de confianza **Expected Shortfall (CVaR) al nivel α:** $CVaR_\alpha$ = E[VPN | VPN ≤ VaR_α] ≈ (1/(N·α)) · $\Sigma_{i=1}^{N}$ VPN(X_i) · ■{VPN(X_i) ≤ VaR_α}

Tareas Específicas

1. Implemente una simulación Monte Carlo con N=10,000 iteraciones para estimar la distribución de VPN

2. Para cada iteración i, genere X_i = (P_i, $C_{m2,i}$, r_i, Velocidad$_i$, CF_i) según sus distribuciones especificadas

3. Calcule el flujo de caja mensual $FC_t(X_i)$ considerando la dinámica temporal de construcción y ventas

4. Descuente los flujos usando la tasa estocástica mensualizada y calcule VPN(X_i)

5. Analice la distribución empírica de $\{VPN(X_i)\}_{i=1}^{N}$: media, mediana, desviación estándar, percentiles (5%, 25%, 50%, 75%, 95%)

6. Calcule métricas de riesgo: P(VPN < 0), $VaR_{0.05}$, $CVaR_{0.05}$

7. Realice análisis de sensibilidad tornado usando regresión: VPN ~ $\beta_0 + \beta_P \cdot P + \beta_C \cdot C_{m2} + \beta_r \cdot r + \ldots$ y ordene variables por $|\beta_j \cdot \sigma_j|$

Preguntas de Análisis

1. ¿Cuál es E[VPN] y su intervalo de confianza al 95%? Calcule $IC_{95\%}$ = [V■PN$_N$ ± 1.96·SE(V■PN$_N$)]

2. ¿Qué porcentaje de las simulaciones resulta en VPN < 0? Si P(VPN < 0) > 0.1, ¿el proyecto es aceptable bajo criterio de dominancia estocástica de primer orden?

3. Realice un análisis de sensibilidad tornado: ¿qué variable(s) explica(n) la mayor proporción de Var(VPN)? Reporte R^2 parciales

4. Si el desarrollador tiene función de utilidad con aversión al riesgo U(VPN) = $-e^{-\gamma \cdot VPN}$ con γ = 0.001, calcule E[U(VPN)] y compare con caso neutral al riesgo

5. Compare E[VPN] de Monte Carlo con análisis determinístico VPN_{det} = VPN(E[X]). ¿Observa sesgo de Jensen? Derive el signo esperado de E[VPN] - VPN(E[X]) dada la convexidad/concavidad de VPN(X)

6. Estime la distribución del Tiempo de Recuperación $\tau = \inf\{t : \Sigma_{s=1}^{t} FC_s(X) \geq I_0\}$. Reporte E[$\tau$] y P($\tau$ > 36 meses)

Entregables

1. Código Python documentado con funciones modulares para: generación de variables aleatorias, cálculo de flujos de caja, cálculo de VPN, estimación de métricas de riesgo

2. Reporte de 6-8 páginas: metodología de simulación, justificación de distribuciones, análisis de resultados, sensibilidad tornado, análisis de convergencia (gráfica de E[VPN] vs. N), recomendaciones

3. Visualizaciones: histograma de VPN con curva normal ajustada, percentiles marcados, curva de convergencia $\sqrt{N}\cdot(\text{V■PN}_N - E[\text{VPN}])$, gráfica tornado de sensibilidad ordenada por importancia, diagrama de caja comparando VPN bajo diferentes escenarios

4. Tabla resumen: estadísticas descriptivas (media, mediana, σ, asimetría, curtosis), percentiles clave, métricas de riesgo (P(VPN<0), VaR, CVaR), comparación con caso determinístico

Problema 3: Cadenas de Markov

Movilidad Socioeconómica y Acceso a Vivienda en México

Contexto

La movilidad socioeconómica en México presenta patrones de dependencia temporal donde el estado económico actual de un hogar influye fuertemente en su estado futuro. El acceso a vivienda adecuada es tanto un resultado como un determinante de esta movilidad. Este fenómeno puede modelarse mediante una cadena de Markov donde los hogares transitan entre diferentes estados de acceso a vivienda a lo largo del tiempo, con probabilidades de transición que reflejan políticas públicas, condiciones macroeconómicas y características demográficas.

Formulación Matemática

1. Definición de la Cadena de Markov:
Sea $\{X_t\}_{t\geq0}$ un proceso estocástico en tiempo discreto con espacio de estados $S = \{E_1, E_2, E_3, E_4\}$, donde:

• E_1: Vivienda Precaria - Asentamientos informales o materiales inadecuados • E_2: Vivienda Rentada Formal - Renta en mercado formal • E_3: Vivienda Propia con Hipoteca - Crédito hipotecario en pago • E_4: Vivienda Propia Sin Deuda - Propietarios sin cargas hipotecarias

El proceso satisface la **propiedad de Markov**: $P(X_{t+1} = j \mid X_t = i, X_{t-1}, ..., X_0) = P(X_{t+1} = j \mid X_t = i) = p_{ij}$ Es decir, la probabilidad de transición al estado futuro depende únicamente del estado presente, no de la historia pasada.

2. Matriz de Transición:
La matriz de probabilidades de transición un periodo $P = [p_{ij}]_{4\times4}$ es:

	E■	E■	E■	E■
E■	0.65	0.25	0.08	0.02
E■	0.10	0.55	0.30	0.05
E■	0.05	0.15	0.60	0.20
E■	0.03	0.07	0.10	0.80

donde $p_{ij} = P(X_{t+1} = E_j \mid X_t = E_i)$ **Propiedades de la matriz estocástica:** • $p_{ij} \geq 0$ para todo i,j (no negatividad) • $\Sigma_{j=1}^{4} p_{ij} = 1$ para todo i (cada fila suma 1)

3. Evolución Temporal de la Distribución:
Sea $\pi(t) = [\pi_1(t), \pi_2(t), \pi_3(t), \pi_4(t)]$ el vector de probabilidades de estado en tiempo t, donde $\pi_i(t) = P(X_t = E_i)$.

La evolución está dada por la ecuación de Chapman-Kolmogorov: $\pi(t+1) = \pi(t) \cdot P$ De manera general: $\pi(t) = \pi(0) \cdot P^t$ donde $P^t = P$

$\cdot$ P $\cdot$ ... $\cdot$ P (t veces) es la matriz de transición t-pasos.

4. Distribución Estacionaria:
Un vector $\pi^* = [\pi_1^*, \pi_2^*, \pi_3^*, \pi_4^*]$ es una **distribución estacionaria** si satisface:

$\pi^* = \pi^* \cdot P$ (invariancia bajo transición) $\Sigma_{i=1}^{4} \pi_i^* = 1$ (normalización) $\pi_i^* \geq 0$ para todo i (probabilidades válidas)

Si la cadena es **irreducible** (todos los estados se comunican) y **aperiódica**, entonces existe una única distribución estacionaria π^* y: $\lim_{t\to\infty} \pi(t) = \pi^*$ para cualquier distribución inicial $\pi(0)$

5. Tiempos de Primer Paso:
Sea T_{ij} el tiempo de primer paso del estado i al estado j:

$T_{ij} = \min\{t \geq 1 : X_t = j \mid X_0 = i\}$ El tiempo esperado de primer paso $\mu_{ij} = E[T_{ij}]$ satisface el sistema de ecuaciones: $\mu_{ij} = 1 + \Sigma_{k\neq j} p_{ik} \cdot \mu_{kj}$ para $i \neq j$ $\mu_{jj} = 0$

6. Análisis Espectral y Convergencia:
Sea $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq ... \geq \lambda_4$ los eigenvalores de P. Para cadena irreducible aperiódica:

• $\lambda_1 = 1$ (eigenvalor dominante con eigenvector π^*) • $|\lambda_2| < 1$ (segundo eigenvalor en valor absoluto) La velocidad de convergencia está determinada por el **eigenvalue gap**: $\delta = 1 - |\lambda_2|$ Mayor $\delta \rightarrow$ convergencia más rápida a π^* El tiempo de mezcla $t_{mix}(\varepsilon)$ para alcanzar distancia ε de π^* es aproximadamente: $t_{mix}(\varepsilon) \approx \log(1/\varepsilon) / \log(1/|\lambda_2|) = \log(1/\varepsilon) / \delta$

Tareas Específicas

1. Verifique que P es estocástica: compruebe que cada fila suma 1 y todos los elementos son no negativos

2. Analice la accesibilidad: construya el grafo de transiciones y determine si es posible alcanzar cualquier estado desde cualquier otro. Verifique si la cadena es irreducible

3. Identifique si existen estados absorbentes ($p_{ii} = 1$) o clases cerradas de comunicación

4. Calcule la distribución estacionaria π^* resolviendo el sistema lineal $(I - P^T)\pi = 0$ con restricción $\Sigma\pi_i = 1$. Interprete el significado económico de largo plazo

5. Dada distribución inicial $\pi(0) = [0.30, 0.35, 0.25, 0.10]$, calcule $\pi(t) = \pi(0)\cdot P^t$ para t = 1, 5, 10, 20, 50 años. Grafique la evolución de cada componente

6. Determine μ_{14} = tiempo esperado de primer paso de E_1 a E_4 resolviendo el sistema de ecuaciones recursivas

7. Calcule la probabilidad de absorción: partiendo de E_1, ¿cuál es $P(\exists t : X_t = E_4)$?

8. Calcule los eigenvalores de P y determine $\delta = 1 - |\lambda_2|$. Estime $t_{mix}(0.01)$

Extensión: Análisis de Política Pública

Considere que el gobierno implementa un programa masivo de subsidios hipotecarios que modifica la matriz de transición a P':

	E■	E■	E■	E■
E■	0.55	0.20	0.20	0.05
E■	0.08	0.45	0.40	0.07
E■	0.03	0.10	0.57	0.30
E■	0.02	0.05	0.08	0.85

Preguntas de Análisis

1. Compare π^* bajo P vs. P'. Calcule $\Delta\pi_i = \pi_i^*'(P') - \pi_i^*(P)$ para cada estado. ¿La política aumenta la proporción de largo plazo en E_4?

2. Calcule $\mu_{14}(P)$ y $\mu_{14}(P')$. ¿Cuánto más rápido alcanza un hogar E_4 bajo la política? Calcule la reducción porcentual

3. Calcule $\delta(P)$ y $\delta(P')$. ¿La política acelera o desacelera la convergencia al equilibrio? Interprete en términos de t_{mix}

4. Si la política tiene costo fiscal C_f = 0.3% del PIB anual, defina una métrica de eficiencia: $\eta = \Delta\pi_4^*/C_f$. ¿Es costo-efectiva la intervención?

5. Analice path dependence: Para horizontes finitos $T \in \{5, 10, 20\}$, calcule $P(X_T = E_4 \mid X_0 = E_i)$ para i = 1,2,3. ¿Convergen estas probabilidades a π_4^*?

6. Critique el modelo: (a) ¿Qué implica el supuesto de homogeneidad temporal (P constante)? (b) ¿Cómo modelaría heterogeneidad entre hogares? (c) Proponga una extensión con $P(t) = P + \Delta(t)$ para capturar cambios en política o ciclo económico

Entregables

1. Código Python con cálculos matriciales usando NumPy/SciPy: álgebra lineal (eigenvalores, resolución de sistemas), probabilidades de transición multi-paso P^t, tiempos de primer paso

2. Reporte de 6-8 páginas: análisis matemático de propiedades (irreducibilidad, aperiodicidad), derivación de π^* con método analítico y numérico, análisis de convergencia temporal, comparación P vs. P', análisis espectral (eigenvalores, velocidad de convergencia)

3. Visualizaciones: (1) evolución temporal $\pi(t)$ para cada estado (gráfica de líneas), (2) diagrama de transiciones usando NetworkX con nodos ponderados por π^*, (3) heatmap comparando P vs. P', (4) tabla de métricas clave (π^*, μ_{14}, δ, t_{mix}) para ambos escenarios

4. Reflexión crítica: implicaciones de política pública (¿subsidios vs. infraestructura vs. regulación?), limitaciones del modelo markoviano (ausencia de heterogeneidad, supuesto de estacionariedad, agregación de estados), extensiones propuestas (cadena con memoria, modelo de edad-periodo-cohorte, incorporar variables macroeconómicas exógenas)

Recursos y Referencias

Librerías Python Recomendadas

Mesa: Framework para modelos basados en agentes - https://mesa.readthedocs.io

NetworkX: Análisis y visualización de redes - https://networkx.org

NumPy/SciPy: Computación numérica y científica

Pandas: Manipulación y análisis de datos

Matplotlib/Seaborn: Visualización de datos

tqdm: Barras de progreso para simulaciones largas

Referencias Teóricas Clave

Economía de la Complejidad:
• Arthur, W. B. (2015). *Complexity and the Economy*. Oxford University Press.

• Castañeda, G. (2015). ¿Se encuentra la ciencia económica en México en la vanguardia de la corriente dominante? *El Trimestre Económico*, 82(326):433–483.

• Foxon, T. J. et al. (2013). Towards a new complexity economics for sustainability. *Cambridge Journal of Economics*, 37(1):187–208.

• Wilensky, U. & Rand, W. (2015). *An Introduction to Agent-Based Modeling*. MIT Press.

Simulación Monte Carlo:
• Robert, C. P. & Casella, G. (2004). *Monte Carlo Statistical Methods* (2nd ed.). Springer.

• Glasserman, P. (2004). *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. Springer.

• Kroese, D. P. et al. (2014). Why the Monte Carlo method is so important today. *WIREs Computational Statistics*, 6(6):386-392.

Cadenas de Markov:
• Norris, J. R. (1998). *Markov Chains*. Cambridge University Press.

• Grinstead, C. M. & Snell, J. L. (2012). *Introduction to Probability* (Free online textbook).

• Theodoridis, S. (2020). *Machine Learning: A Bayesian and Optimization Perspective* (2nd ed.). Academic Press.

Datasets y Recursos de Datos

• **INEGI**: Encuesta Nacional de Vivienda (ENVI), Censos de Población y Vivienda

• **CONAVI**: Comisión Nacional de Vivienda - estadísticas de crédito hipotecario

- **Banxico**: Sistema de Información Económica (SIE) - tasas de interés, inflación
- **SHF**: Sociedad Hipotecaria Federal - índices de precios de vivienda
- **IMCO**: Instituto Mexicano para la Competitividad - índices de competitividad urbana

Instrucciones de Entrega

Formato: Un archivo ZIP por problema conteniendo código (.py o .ipynb), reporte (PDF), y figuras

Nomenclatura: Apellido_Problema[1-3].zip

Fecha límite: A definir por el instructor

Plataforma de entrega: Canvas/Blackboard del curso

Declaración de originalidad: Todo el código y análisis debe ser trabajo original. El uso de ChatGPT/Claude para debugging está permitido pero debe ser declarado

Nota Final

Estos ejercicios han sido diseñados específicamente para reforzar los conceptos teóricos presentados en las sesiones lectivas del Módulo 4, integrando el contexto económico mexicano contemporáneo y las tendencias de investigación en economía computacional para 2026. Se espera que los estudiantes aborden estos problemas con rigor analítico, creatividad computacional, y pensamiento crítico sobre las implicaciones de política económica.