

Proyecto final - Teoría de Juegos EC0285

Ana Sofía Gutiérrez

Ingeniería Matemática

Escuela de Ciencias Aplicadas e Ingeniería

Universidad EAFIT

Isabella Quintero Villegas

Ingeniería Matemática

Escuela de Ciencias Aplicadas e Ingeniería

Universidad EAFIT

Salomón Cardeño Luján

Ingeniería Matemática

Escuela de Ciencias Aplicadas e Ingeniería

Universidad EAFIT

Noviembre 2023

1. Introducción

Un equipo médico dentro de un espacio hospitalario debe manejar la atención a pacientes sujetos a un conjunto de recursos limitado, además de estar preparados para trabajar precisamente bajo presión y enfrentar situaciones delicadas con sus pacientes (Taylor *et al.*, 2020). Bajo este escenario, el uso de máquinas capaces de asistir al personal médico en ciertas tareas adquiere importancia. Pero, para que logre una implementación exitosa de asistentes robóticos se basa en su habilidad de adaptarse y aprender del entorno. Para lograr que las máquinas adquieran esta habilidad, hay que darles la oportunidad de estar en el entorno para que recolecten datos y actualicen su política de comportamiento, sin embargo, la presencia de robots dentro del ala hospitalaria entorpece las actividades rutinarias del personal médico por su naturaleza iterativa. Es dentro de este contexto, que la simulación basada en agentes se vuelve una herramienta fundamental para enseñar a la máquina las condiciones del entorno de la manera más real posible. Pero antes de llevar a cabo la simulación, se busca analizar las interacciones entre enfermeros y pacientes como un juego multietapa extensivo con información incompleta. Se explicará cómo funciona el juego, luego se hará un estudio analítico de cómo funcionarían las estrategias en la primera etapa del juego y por último se usará la simulación basada en agentes para brindar interpretaciones reales y profundas acerca de las estrategias y pagos en el juego.

2. Descripción del juego

En un hospital hay tres enfermeras (1, 2, 3) que deben atender a cuatro pacientes que llegan de manera independiente a lo largo de una jornada de trabajo. El hospital ha identificado que pueden llegar dos tipos de pacientes (con la misma probabilidad) de acuerdo con el nivel de atención médica necesaria para su tratamiento: pacientes de corta estancia ($D = 1$) y larga estancia ($D = 2$). En estudios anteriores el hospital realizó mediciones de los tiempos de llegada de los pacientes, con lo cual lograron concluir que el tiempo entre llegadas de los pacientes sigue una distribución exponencial. Cuando llega un paciente las enfermeras deben decidir si aceptan (A) el paciente y realizan su tratamiento, o si rechazan (R) al paciente. Cada enfermera tiene un nivel de experiencia ($E_1 > E_2 > E_3$) el cual determina el orden en que cada enfermera decide aceptar o rechazar la atención de un paciente (mayor experiencia implica mayor prioridad de decisión). Llegado el caso en que todas las enfermeras rechacen a un paciente, el hospital tiene una política de asignación forzosa en donde el paciente se le asigna a la enfermera con menor número de pacientes y únicamente ella recibe una penalización proporcional a su nivel de experiencia. En caso de haber un empate, se asigna el paciente a la enfermera con mayor nivel de experiencia y ella recibe la penalización.

2.1. Supuestos

Considerando que por las características del juego se tienen en cuenta varios supuestos (algunos mencionados en la descripción anterior) con respecto al modelo y a los agentes (enfermeras), estos se mencionan explícitamente a continuación.

2.1.1. Modelo

- Número finito de pacientes (número de rondas finitas *ticks* de tiempos) y enfermeras.
- No hay cambios de turnos de las enfermeras, se modela una jornada laboral continua.
- Hay dos tipos de pacientes: corta estancia y larga estancia. La probabilidad de que llegue un paciente de uno de los dos tipos es la misma (q).
- Los tiempos entre llegadas de los pacientes siguen una distribución exponencial, lo cual implica que son completamente caracterizados por un parámetro de frecuencia.
- Únicamente llega y se atiende un paciente a la vez. Sin embargo, en casos de solapamiento es posible que llegue un paciente mientras otro se está atendiendo dado que llegó en un tiempo anterior. Por otro lado, esto también implica que es posible que un paciente llegue en el mismo instante de tiempo que otro paciente sale.
- La asignación del paciente es inmediata, no hay tiempos de espera.
- El número de pacientes es información conocida para las enfermeras, por lo tanto, se sabe que es un juego con número de rondas finitas.
- Cada ronda ocurre en un instante de tiempo discreto.
- El juego se clasifica como un juego dinámico extensivo multietapa con información incompleta.
- **Política de asignación forzosa:** si todas las enfermeras rechazan a un paciente, el paciente es asignado a la enfermera con menor número de pacientes y ella recibe una penalización. En caso de empate, se elige a la enfermera con mayor experiencia.
- La experiencia se considera para: prioridad/orden de decisión de las enfermeras, el pago recibido por paciente y la penalización en caso de que aplique la política de asignación forzosa.
- No hay una ronda donde no se juega el juego.
- La experiencia y las penalizaciones se consideran como constantes, pero se destaca que pueden ser generalizadas como funciones.

2.1.2. Agentes (enfermeras)

- Cada enfermera tiene un número finito de acciones: aceptar o rechazar el paciente que llega.
- Información incompleta sobre el tipo de paciente.
- Cada enfermera tiene un nivel de experiencia, lo cual determina: el orden de decisión, la cantidad de pago recibido por paciente y la penalización en caso de que aplique la política de rechazo forzoso.
- Cada enfermera tiene información completa sobre su historial de rondas pasadas, pero no sobre las demás enfermeras. Sin embargo, como el orden de decisión es secuencial, claramente una enfermera que decide únicamente cuando otra ha rechazado sabe que la anterior rechazó.
- Las enfermeras son agentes razonables en el sentido tradicional: buscan maximizar sus ganancias y minimizar sus pérdidas.

2.2. Diagrama del juego

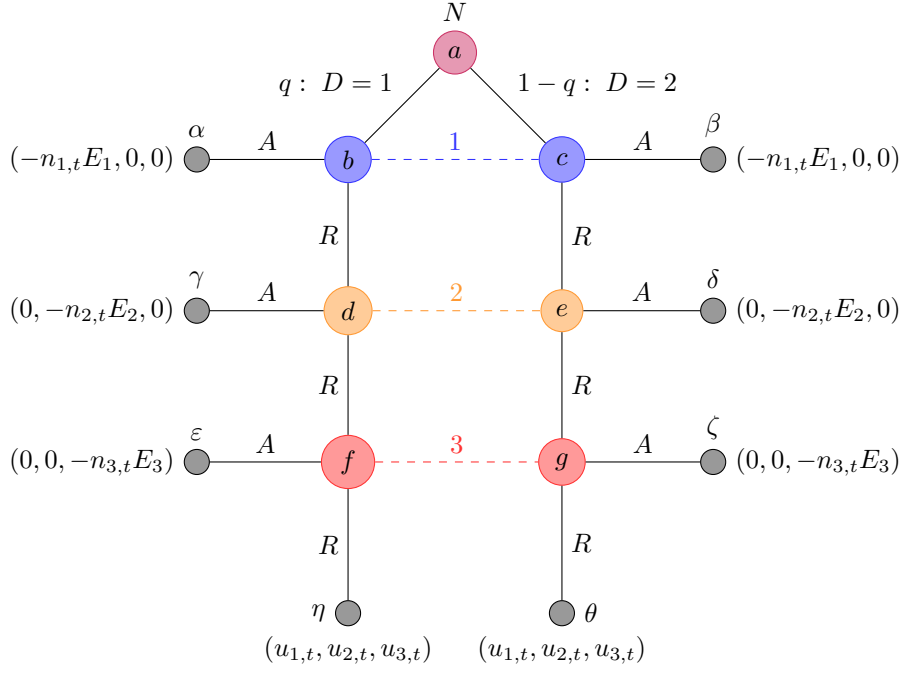
Sea $T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ el conjunto de etapas o rondas del juego, donde $k \in \mathbb{N}$ corresponde al número de rondas. Sea

$$x_{i,t} = \begin{cases} 1, & \text{si la enfermera } i \text{ recibe una penalización en la ronda } t \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}.$$

Sea $E = (E_1, E_2, E_3)$ el vector de experiencias de cada enfermera tal que $E_1 > E_2 > E_3$ con $E_i \in \mathbb{R}^+$, $p = (p_1, p_2, p_3)$ el vector de penalizaciones de cada enfermera con $p_i \in \mathbb{R}^+$ y $n_{i,t}$ el número de pacientes que la enfermera $i \in \{1, 2, 3\}$ atiende en la ronda actual $t \in T$. Entonces la función de pagos o utilidad $u_{i,t}$ de la enfermera i en la ronda t se define como

$$u_{i,t} := -(n_{i,t}E_i + x_{i,t}p_i) \leq 0$$

Cada ronda $t \in T$ del juego se puede representar de forma extensiva como el siguiente árbol de decisiones:



Cada enfermera $i \in \{1, 2, 3\}$ tiene una utilidad total U_i definida como

$$U_i := \sum_{t=1}^k u_{i,t} \leq 0$$

y el objetivo de cada enfermera i es máx U_i .

3. Desarrollo matemático

El problema considerado es un juego dinámico multietapa con información imperfecta en forma extensiva, el cual podría representarse en general con la tupla $(N, \mathcal{A}, H, Z, \chi, \rho, \sigma, \mu_{t \in \tau}, I, \tau)$. Sin embargo, note que el diagrama anterior muestra el árbol de decisiones en cualquier etapa, el cual es el mismo en todas las etapas. Por esta razón, el desarrollo matemático se lleva a cabo sobre una etapa arbitraria la cual se caracteriza como la tupla $(N, \mathcal{A}, H, Z, \chi, \rho, \sigma, \mu_{t \in \tau}, I)$.

- Conjunto de jugadores, acciones de todo el juego, conjunto de rondas, nodos no terminales y nodos terminales.

$$N = \{1, 2, 3\}, \quad \mathcal{A} = \{A : \text{Aceptar}, R : \text{Rechazar}\}, \\ \tau = \{t_1, \dots, t_k\}, \quad H = \{a, b, c, d, e, f, g\}, \quad Z = \{\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon, \zeta, \eta, \theta\}$$

- Función de jugadores o turnos $\rho : H \rightarrow N$.

$$\begin{aligned} \rho(a) &= \rho(b) = 1, \\ \rho(c) &= \rho(d) = 2, \\ \rho(e) &= \rho(f) = 3 \end{aligned}$$

- Conjunto de nodos terminales donde cada agente decide.

$$\begin{aligned} \{h \in H : \rho(h) = 1\} &= \{b, c\}, \\ \{h \in H : \rho(h) = 2\} &= \{d, e\}, \\ \{h \in H : \rho(h) = 3\} &= \{f, g\} \end{aligned}$$

- Conjunto de información de cada agente.

$$\begin{aligned} I_1 &= (\{b, c\}) = (I_{1,1}), \\ I_2 &= (\{d, e\}) = (I_{2,1}), \\ I_3 &= (\{f, g\}) = (I_{3,1}) \end{aligned}$$

- Función de acciones $\chi : H \rightarrow 2^{\mathcal{A}}$.

$$\begin{aligned}\chi(b) &= \chi(c) = \{A, R\} = \chi(I_{1,1}), \\ \chi(d) &= \chi(e) = \{A, R\} = \chi(I_{2,1}), \\ \chi(f) &= \chi(g) = \{A, R\} = \chi(I_{3,1})\end{aligned}$$

- Función de sucesores $\sigma : H \times \mathcal{A} \rightarrow H \cup Z$.

$$\begin{aligned}\sigma(a, D=1) &= b, & \sigma(a, D=2) &= c, \\ \sigma(b, A) &= \alpha, & \sigma(b, R) &= d, \\ \sigma(c, A) &= \beta, & \sigma(c, R) &= e, \\ \sigma(d, A) &= \gamma, & \sigma(d, R) &= f, \\ \sigma(e, A) &= \delta, & \sigma(e, R) &= g, \\ \sigma(f, A) &= \varepsilon, & \sigma(f, R) &= \eta, \\ \sigma(g, A) &= \zeta, & \sigma(g, R) &= \theta\end{aligned}$$

- Función de pagos $u_{i,t} = Z \rightarrow \mathbb{R}$.

$$\begin{aligned}u_1(\alpha) &= u_1(\beta) = -n_{1,t}E_1, \\ u_2(\gamma) &= u_2(\delta) = -n_{2,t}E_2, \\ u_3(\varepsilon) &= u_3(\zeta) = -n_{3,t}E_3, \\ u_1(\eta) &= u_1(\theta) = u_{1,t}, \\ u_2(\eta) &= u_2(\theta) = u_{2,t}, \\ u_3(\eta) &= u_3(\theta) = u_{3,t}\end{aligned}$$

donde $u_{i,t} := -(n_{i,t}E_i + x_{i,t}p_i) \leq 0$.

- Estrategias puras $S_i := \Pi_{I_{i,j} \in I_i} \chi(I_{i,j})$

$$\begin{aligned}S_1 &= \chi(I_{1,1}) = \{A, R\}, \\ S_2 &= \chi(I_{2,1}) = \{A, R\}, \\ S_3 &= \chi(I_{3,1}) = \{A, R\}\end{aligned}$$

- Representación de la etapa en forma normal.

Si bien se trata de un juego con información incompleta, note que los pagos de cada agente son los mismos en los nodos donde se presenta el problema de información. Esto junto con el hecho de que se trate de un juego de 3 jugadores o agentes, permite representar el juego como dos matrices de dimensiones 2×2 donde la decisión del agente 1 indica cuál de las 2 matrices considerar y las decisiones de los jugadores 2 y 3 se reflejan en las filas y columnas de cada matriz, respectivamente.

Enfermera 1		Enfermera 3		Enfermera 1		Enfermera 3	
Acepta (A)		A	R	Rechaza (R)		A	R
Enfermera 2	A	$(-n_{1,t}E_1, 0, 0)$	$(-n_{1,t}E_1, 0, 0)$	Enfermera 2	A	$(0, -n_{2,t}E_2, 0)$	$(0, -n_{2,t}E_2, 0)$
	R	$(-n_{1,t}E_1, 0, 0)$	$(-n_{1,t}E_1, 0, 0)$		R	$(0, 0, -n_{3,t}E_3)$	$(u_{1,t}, u_{2,t}, u_{3,t})$

- Mejor respuesta de cada agente.

Enfermera 1

$$\begin{aligned}BR_1(a_2 = A, a_3 = A) &= \{R\}, \\ BR_1(a_2 = A, a_3 = R) &= \{R\}, \\ BR_1(a_2 = R, a_3 = A) &= \{R\}, \\ BR_1(a_2 = R, a_3 = R) &= \{A\}\end{aligned}$$

Enfermera 2

$$\begin{aligned} BR_2(a_1 = A, a_3 = A) &= \{A, R\}, \\ BR_2(a_1 = A, a_3 = R) &= \{A, R\}, \\ BR_2(a_1 = R, a_3 = A) &= \{R\}, \\ BR_2(a_1 = R, a_3 = R) &= \{A\} \end{aligned}$$

Enfermera 3

$$\begin{aligned} BR_3(a_1 = A, a_2 = A) &= \{A, R\}, \\ BR_3(a_1 = A, a_2 = R) &= \{A, R\}, \\ BR_3(a_1 = R, a_2 = A) &= \{A, R\}, \\ BR_3(a_1 = R, a_2 = R) &= \{A\} \end{aligned}$$

- Equilibrios de Nash en Estrategias Puras.

1. $(a_1 = R, a_2 = A, a_3 = R)$. Este equilibrio surge al considerar conjuntamente la mejor respuesta de cada una de las enfermeras. La enfermera 1 decide rechazar en el caso en que la enfermera 2 está decidida a aceptar el paciente, mientras que para la enfermera 3 decide rechazar. Por otro lado, la enfermera 2 decide aceptar en vista de que las demás enfermeras piensan rechazar y que rechazar significaría caer en la política de asignación forzosa, donde sus utilidades se reducirían significativamente. Finalmente, la enfermera 3 decide rechazar con la expectativa de que una de las otras 2 enfermeras acepte al paciente, el cual es el caso para la enfermera 2.
2. $(a_1 = R, a_2 = R, a_3 = A)$. Este equilibrio surge al considerar conjuntamente la mejor respuesta de cada una de las enfermeras. Este equilibrio es similar al anterior con respecto a la posición de la enfermera 1, pero los roles de las enfermeras 2 y 3 se intercambian. La enfermera 1 nuevamente decide rechazar pues tiene la seguridad que alguna de las otras 2 enfermeras va a aceptar el paciente, el cual es el caso para la enfermera 3. La enfermera 2 decide rechazar pues sabe que la enfermera 1 piensa rechazar ya que la enfermera 3 piensa aceptar el paciente. Finalmente, la enfermera 3 decide aceptar el paciente pues sabe que si todas las demás enfermeras rechazan es preferible aceptar el paciente que rechazar y caer en la política de asignación forzosa y recibir una utilidad reducida.

4. Simulación Computacional

En la simulación se emplea un enfoque basado en agentes para modelar el comportamiento dinámico y adaptativo de las enfermeras en un entorno hospitalario. Cada paciente ingresa al sistema con un tiempo de llegada generado de manera exponencial con una tasa de 4, reflejando la variabilidad en la llegada de los pacientes. Además, se asigna a cada paciente un tiempo de estancia en el hospital, que es aleatoriamente corto o largo con igual probabilidad, introduciendo así incertidumbre en la duración de la atención requerida. En cuanto a los parámetros de simulación, se considera un vector de penalización $p = (0.1, 0.2, 0.3)$ y un vector de experiencia $E = (0.3, 0.2, 0.1)$. Si bien el juego se plantea de forma analítica como el problema de maximización de utilidades totales de cada agente $\sum_i U_{i,t} \leq 0$ donde cada función de utilidad $u_i \leq 0$ para cada agente i , para la simulación se considera una implementación estándar del problema como un juego de minimización con utilidades positivas $u_i \geq 0$ donde cada agente i busca minimizar su utilidad total $\sum_i U_{i,t} \geq 0$. La figura 1 muestra una posible agenda de llegada y estadía de 5 pacientes; esta configuración base se usará en la elaboración de los siguientes experimentos.

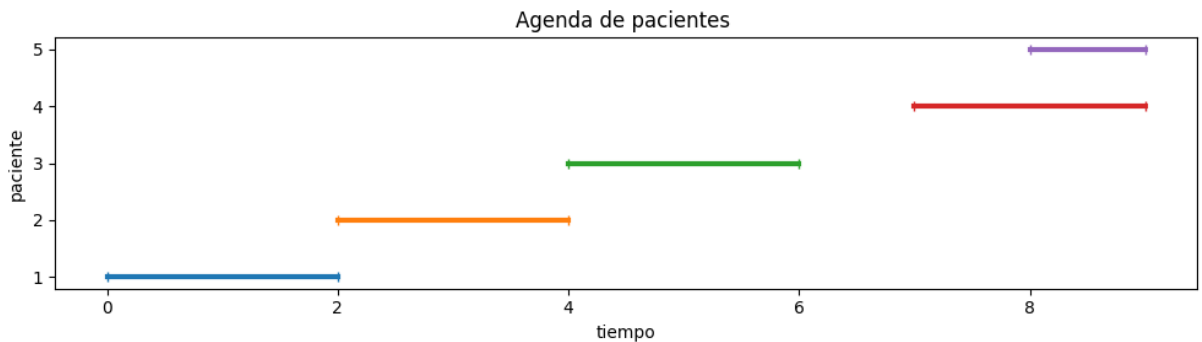


Figura 1: Ejemplo de llegada de los pacientes al servicio médico

En cada corrida de la simulación, se realizan muestreos de los parámetros de cada paciente, lo que simula la aleatoriedad inherente a las situaciones hospitalarias. Las enfermeras, actuando como agentes autónomos, toman decisiones sobre qué pacientes atender durante su estancia. El proceso de toma de decisiones de las enfermeras incurre en un costo que se adapta dinámicamente a medida que evoluciona la simulación. Este enfoque de simulación por agentes proporciona una herramienta valiosa para comprender el impacto diferentes comportamientos de decisión en términos de un costo calculado.

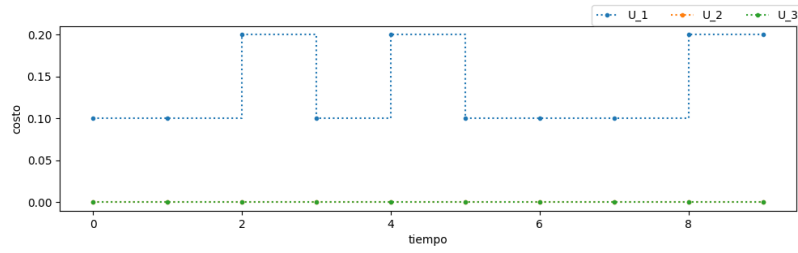
4.1. Validación de comportamientos extremos

La validación inicial de la simulación por agentes se lleva a cabo mediante la exploración de casos extremos de comportamiento, con el propósito de evaluar la robustez y la sensibilidad del modelo ante escenarios límite. La validación implica analizar si el modelo es capaz de capturar de manera realista las consecuencias de ciertos comportamientos.

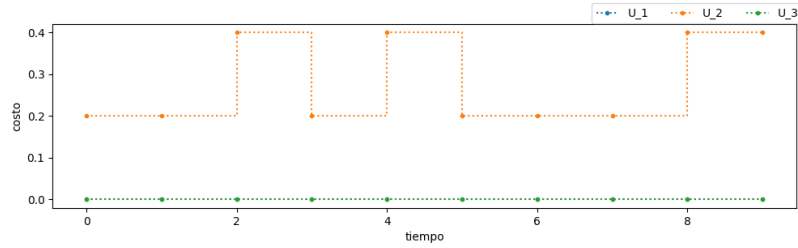
En este contexto, se simula un caso en el cual una única enfermera toma a cargo todos los pacientes. Este caso de "monopolización" por parte de una única enfermera pretende evaluar las consecuencias de concentrar toda la carga de trabajo en un único profesional de la salud. La tabla 1 refleja el impacto negativo general de una distribución monopolizada de la carga laboral; la figura 2 muestra este mismo resultado detalladamente en cada momento del tiempo.

$\chi(I_1)$	$\chi(I_2)$	$\chi(I_3)$	v_1	v_2	v_3
A	R	R	1.4	0	0
R	A	R	0	2.8	0
R	R	A	0	0	4.2

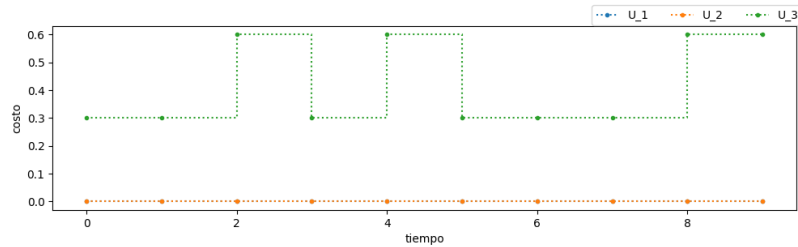
Cuadro 1: costos totales bajo los casos de monopolización de la carga laboral



(a) Costo cuando la enfermera 1 monopoliza la carga laboral



(b) Costo cuando la enfermera 2 monopoliza la carga laboral



(c) Costo cuando la enfermera 3 monopoliza la carga laboral

Figura 2: Costo de cada enfermera bajo los escenarios de monopolización de la carga laboral

La validación del modelo de agentes también se realizó en un escenario en el que un miembro del personal de enfermería muestra una tendencia constante a rechazar ciertos pacientes. En este caso, la simulación genera resultados

donde, ante el rechazo de una enfermera, los demás miembros del personal aceptan o rechazan con igual probabilidad, si todos terminan rechazando al paciente, este será asignado de manera forzosa.

La variabilidad en las decisiones de las otras enfermeras introduce un elemento de incertidumbre, por lo que, para evaluar la robustez del sistema frente a este escenario, se ejecuta la simulación 500 veces. La figura 3 muestra la utilidad media de cada enfermera en cada escenario. Este enfoque de análisis repetido proporciona una visión más completa y estadísticamente significativa de cómo el modelo se comporta en diversas instancias. La observación del costo promedio por enfermera muestra que cuando las enfermeras 2 o 3 siguen el patrón de siempre rechazar pacientes, su costo esperado es menor. Sin embargo, cuando la enfermera 1 sigue esta política, su costo no necesariamente disminuye. Esto se da porque la asignación forzosa favorece a la enfermera de mayor experiencia, es mas probable que la enfermera 1 sea penalizada por rechazar a un paciente. Adicionalmente, la variabilidad en el costo de la enfermera 1 es mucho más alta; en el caso de rechazo constante, el costo de la enfermera 1 es mas alto y mas volátil.

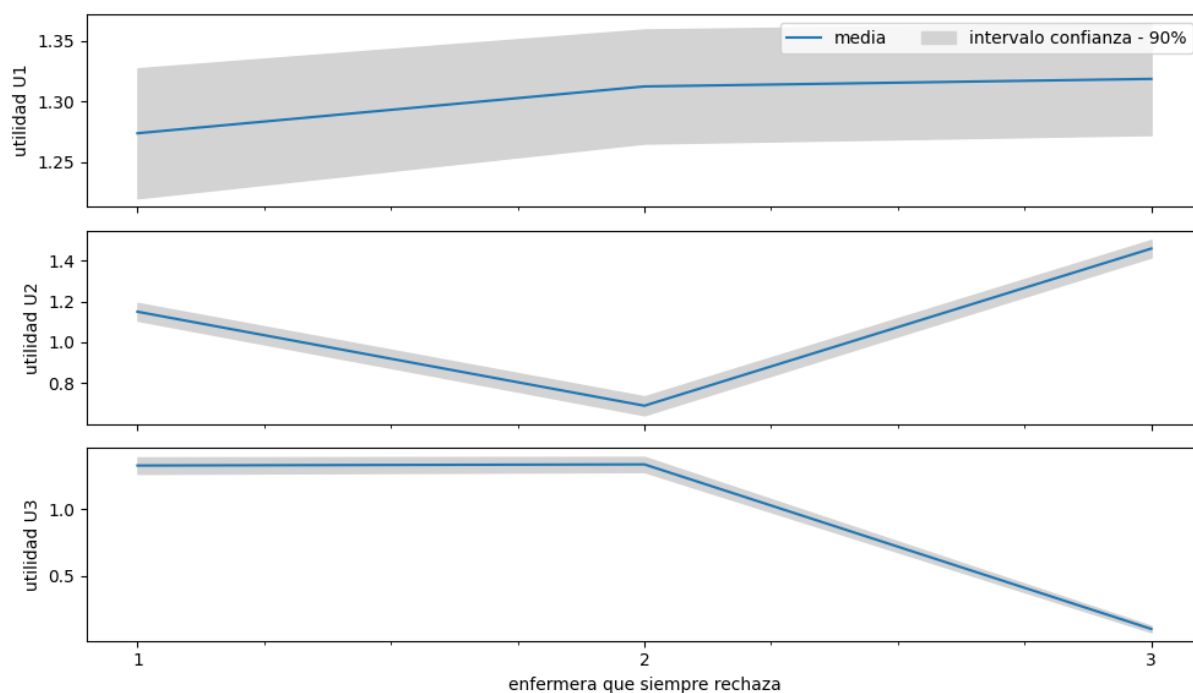


Figura 3: Costo medio e intervalos de confianza ante escenarios de rechazo constante

4.2. Análisis de estrategias puras

La simulación se llevó a cabo exhaustivamente, explorando todas las estrategias puras posibles para cada enfermera, lo que totaliza 32,768 combinaciones distintas. Cada una de estas estrategias se ejecutó 50 veces para obtener una muestra representativa de resultados. Para cada una de las 50 ejecuciones, se variaron las agendas de llegada y duración de los pacientes. Este enfoque proporciona una perspectiva amplia y robusta, reflejando así la variabilidad inherente en situaciones hospitalarias del mundo real.

Los resultados de este enfoque son presentados en la figura 4, donde se observa el costo esperado asociado con cada estrategia y la variabilidad en cada resultado. Este permite evaluar la consistencia y la estabilidad de las estrategias adoptadas por las enfermeras. La variabilidad en los resultados a lo largo de las 50 ejecuciones ofrece información valiosa sobre la sensibilidad del modelo a diferentes condiciones de entrada, proporcionando una comprensión más profunda de cómo las estrategias de asignación de enfermeras pueden influir en los costos en una variedad de escenarios.

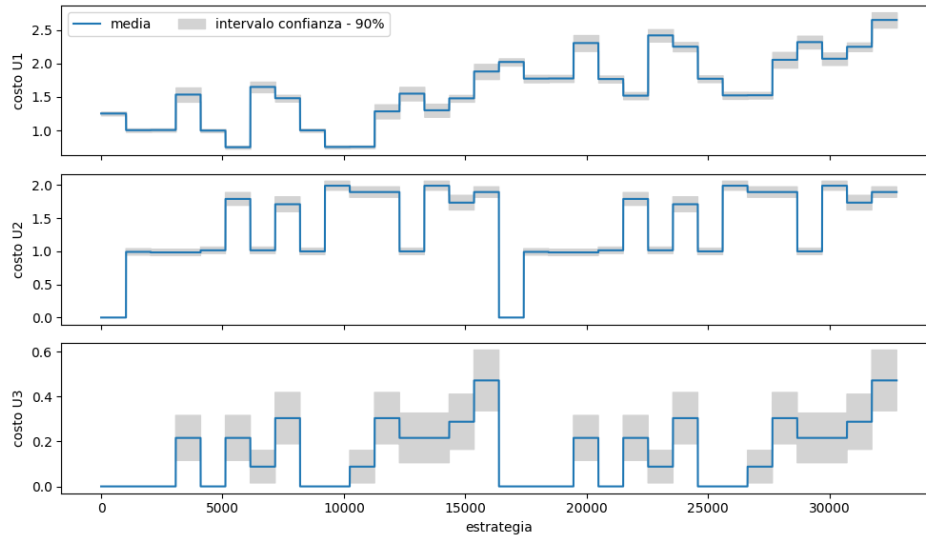


Figura 4: Costo medio e intervalos de confianza ante cada estrategia pura del juego

En la figura 4 se observa que hay estrategias que no presentan ninguna variación en el costo medio de los agentes, mientras que hay otras que presentan diferentes niveles de variación en el costo medio de los agentes debido a los posibles desenlaces. Se destaca que, en particular, el tercer agente presenta las variaciones más amplias en el costo medio dado que es el último agente en tomar una decisión con respecto a la atención del paciente, y por el hecho de que estrategias en las que decida rechazar, es posible que concluya en penalizaciones para dicho agente. Por otra parte, los otros agentes presentan variaciones similares en su costo medio, pero nunca sobre una misma estrategia sino a lo largo de diferentes estrategias.

4.3. Análisis de estrategias mixtas

Finalmente, la simulación se llevó a cabo bajo un enfoque de estrategias mixtas, en el cual cada enfermera asigna una probabilidad de aceptar a cada paciente en un rango de 0 a 1. Este enfoque implica que las enfermeras toman decisiones más flexibles y probabilísticas en lugar de decisiones puramente deterministas. Se realizaron 50 ejecuciones de la simulación, cada una con 11 conjuntos distintos de probabilidades asignadas por las enfermeras, lo que implica una exploración de diversas estrategias mixtas.

En este enfoque también se busca calcular el costo esperado asociado con cada configuración de probabilidades y analizar la variabilidad en los resultados. Como en el análisis anterior, al correr la simulación 50 veces bajo cada conjunto de probabilidades, se expone a las enfermeras a diferentes frecuencias de llegada y duraciones de los pacientes en cada ejecución. La figura 5 presenta el intervalo de confianza a 90 % en que varía el costo esperado de las diferentes estrategias mixtas.

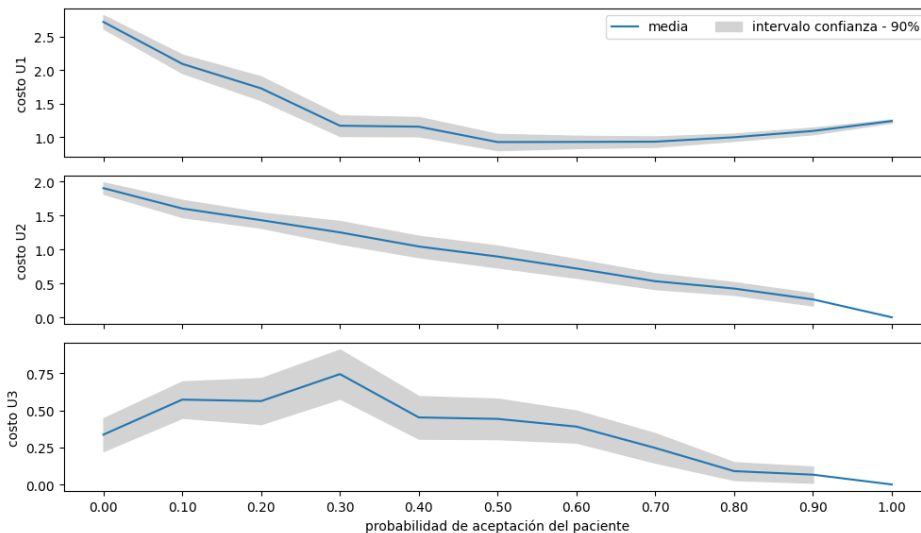


Figura 5: Costo medio e intervalos de confianza ante diferentes estrategias mixtas en el juego

En la figura 5 se observa que el costo promedio de cada agente se comporta de forma diferente, y presenta diferentes niveles de variación reflejada por el intervalo de confianza. Similar al caso de estrategias puras, el agente 3 es el que mayor variación presenta en su costo medio, la cual disminuye a medida que la probabilidad de aceptación del paciente aumenta. Este comportamiento se observa para los demás agentes, pero con un nivel de variación mucho menor.

5. Conclusiones

La transformación de un problema presentado en un contexto de simulación basada en agentes a un problema tratado en el contexto de teoría de juegos resulta exitosa. Fue posible preservar las propiedades inherentes del problema, los supuestos del modelo y de los agentes. Se destaca el hecho de que la teoría de juegos permitió identificar una simetría en la toma de decisiones de las enfermeras en cuanto al hecho de que el problema se pudo modelar como un juego multietapa en el que, particularmente, el árbol de decisiones extensivas fue suficiente para representar una etapa arbitraria en vista de que la dinámica de aleatoriedad y decisiones de los agentes es equivalente en cada etapa. Por otro lado, la aleatoriedad introducida por la incertidumbre del tipo de paciente en términos de su estancia (larga o corta) fue precisamente el problema de información modelado en el juego y presentado en el diagrama. Se destaca que si bien el diagrama del juego con 3 enfermeras para una etapa arbitraria muestra simetría en las utilidades de los agentes (utilidades equivalentes en ambos lados del árbol), la utilidad que se va acumulando en el juego cambia y, por lo tanto, la utilidad total también.

Desde un punto de vista analítico, fue posible llevar a cabo todo el desarrollo matemático de una etapa del juego caracterizándola como la tupla $(N, \mathcal{A}, H, Z, \chi, \rho, \sigma, \mu_{t \in \tau}, I)$. Si bien las utilidades o pagos acumulados y totales del juego cambian, al analizar una única etapa arbitraria fue posible encontrar una representación en forma normal por la simetría de las utilidades. Con base a la mejor respuesta de cada agente fue posible encontrar 2 equilibrios de Nash en estrategias puras: $(a_1 = R, a_2 = A, a_3 = R)$ y $(a_1 = R, a_2 = R, a_3 = A)$. En ambos equilibrios la enfermera 1 decide rechazar con la expectativa que alguna de las demás enfermeras va a aceptar al paciente, pues piensa que la otra enfermera va a rechazar y prefiere aceptar que asumir la penalización por parte de la política de penalización forzada.

Un modelo de agentes es una herramienta valiosa para simular sistemas complejos y dinámicos. En nuestro contexto de la asignación de pacientes a enfermeras, el planteamiento conceptual del modelo involucró basar las decisiones de los agentes en prácticas reales de asignación en entornos hospitalarios existentes. Sin embargo, un modelo computacional es realmente útil solo cuando se somete a un proceso de validación. En nuestro caso, la validación con casos extremos indica que el modelo de simulación por agentes representa los aspectos críticos del entorno hospitalario y proporciona una base sólida para la posterior evaluación de escenarios más realistas y cuya predicción en la vida real es compleja.

En resumen, el análisis desde diferentes escenarios y comportamientos es válido en cuanto es válido el modelo que los genera. El trabajo cierra con un análisis general de estrategias puras y mixtas que busca capturar la complejidad inherente en la toma de decisiones en entornos de atención médica, donde la incertidumbre y la variabilidad son factores clave. Para esto, se toman simulaciones repetidas bajo los mismos parámetros y se agregan en términos del valor esperado y el intervalo de confianza bajo distribución *t-student* al 90 %. Esto nos permitió evaluar cómo la flexibilidad en las decisiones de las enfermeras afecta la eficiencia y la calidad de la atención en una variedad de escenarios hospitalarios.

El modelo presentado es una herramienta valiosa para la toma de decisiones y la planificación estratégica en entornos complejos y dinámicos como lo es el sector de la salud. La capacidad de analizar escenarios diversos contribuye a la adaptabilidad y utilidad continua del modelo en la toma de decisiones prácticas y estratégicas. Es parte de un trabajo futuro analizar las simplificaciones hechas en el proceso de conceptualización; las validaciones con datos externos al modelo son útiles y necesarias para terminar de generalizar los resultados obtenidos a situaciones de la vida real.

Referencias

Taylor, Angeliq, Matsumoto, Sachiko, & Riek, Laurel D. 2020. Situating robots in the emergency department. *In: AAAI Spring Symposium on Applied AI in Healthcare: Safety, Community, and the Environment.*