

Reporte Tecnico

Integrantes

- Karen Danelis Cantero López C411
- Luis Alejandro Rodríguez Otero C411
- Sebastián Suárez Gómez C411
- Héctor Miguel Rodríguez Sosa C411
- Javier Rodríguez Sánchez C411

1. Introduccion

La gestión eficiente de los recursos hospitalarios es fundamental para garantizar resultados óptimos para los pacientes, especialmente en la asignación de camas de cuidados intensivos. Este proyecto tiene como objetivo simular la dinámica de un entorno hospitalario, centrándose en el flujo de pacientes, la progresión de la enfermedad y el impacto de la asignación de camas en los resultados de los pacientes. Mediante un modelo computacional, esta simulación proporciona una herramienta valiosa para comprender la compleja interacción de factores dentro de un entorno hospitalario.

Específicamente, la simulación logra los siguientes objetivos:

- Modelado de la Dinámica de Pacientes: Se generan pacientes con diferentes edades y estados de salud iniciales, y sus condiciones pueden evolucionar con el tiempo, imitando la progresión de enfermedades del mundo real.
- Asignación de Recursos: La simulación incorpora un número limitado de camas UCI y comunes, lo que requiere un enfoque estratégico para la asignación de camas.
- Perspectivas de Apoyo a la Toma de Decisiones: Al realizar un seguimiento de métricas clave como la ocupación de camas, las tasas de curación, las tasas de mortalidad y las transiciones de pacientes, la simulación revelará posibles cuellos de botella e informará las estrategias para mejorar la eficiencia del hospital en diferentes escenarios.
- Este proyecto tiene el potencial de proporcionar información valiosa que podría ayudar a los proveedores de atención médica a tomar decisiones basadas en datos sobre la asignación de recursos y las estrategias de atención al paciente.

2. Metodología

2.1. Preparación de la simulación

La simulación se basa en un modelo de eventos discretos, que se ejecuta en un bucle de tiempo. En cada paso de tiempo, los eventos ocurren en un orden específico, y el estado del sistema se actualiza en consecuencia. La simulación se inicializa con un número de pacientes y camas, y se ejecuta durante un número de pasos de tiempo especificado.

2.2. Modelado de la Dinámica de Pacientes

Los pacientes se generan con diferentes edades y estados de salud iniciales, y su estado de salud puede evolucionar con el tiempo. Como se generan estas estadísticas principales es con una distribución uniforme. Se escoge un valor de una lista de posibles valores con una probabilidad asociada:

```
import numpy as np

age = np.random.choice(["young_adult", "adult", "senior"], p=[0.3, 0.4, 0.3])
status = np.random.choice(["grave", "critical", "regular"], p=[0.3, 0.2, 0.5])
```

Los pacientes pueden ser admitidos en el hospital, ser tratados en una cama UCI o común, o ser dados de alta del hospital. La progresión de la enfermedad y la recuperación de los pacientes se modelan con una serie de parámetros estocásticos. Lo siguiente es un ejemplo de como se modela la interaccion de un paciente con el hospital:

```
class Patient:

    ### ....

    def interact(self):
        import random

        if self.bed_assigned is None:
            return
        x = random.random()

        if self.status == 'critical' and self.bed_assigned.typee == 'ICU':
            if x <= 0.2:
                self.is_cured = True
            elif 0.2 < x <= 0.5:
                self.is_dead = True
            elif 0.5 < x <= 0.8:
                self.status = 'grave'

        elif self.status == 'critical' and self.bed_assigned.typee == 'common':
            if x <= 0.1:
                self.is_cured = True
            elif 0.1 < x <= 0.5:
                self.is_dead = True
            elif 0.5 < x <= 0.7:
                self.status = 'grave'
            elif 0.7 < x <= 0.75:
                self.status = 'regular'
```

....

2.3. Asignación de Recursos

El hospital tiene un número limitado de camas UCI y comunes, y los pacientes deben ser asignados a estas camas según su estado de salud. La asignación de camas se realiza de manera estratégica para maximizar la eficiencia del hospital y mejorar los resultados de los pacientes. Primero se crea una matriz de "costos", la cual es una matriz de $|p| \times |b|$, donde $|p|$ es la cantidad de pacientes y $|b|$ es la cantidad de camas disponibles, y $\text{matriz}[i, j]$ representa el costo de asignar el paciente i a la cama j . Este costo es una función predefinida que usa el tipo de cama, el estado y la edad de los pacientes para tomar su decisión.

Una vez que se ha creado la matriz de costos, se utiliza el algoritmo de asignación húngaro, también conocido como el algoritmo de asignación óptima, para asignar los pacientes a las camas de manera que se minimice el costo total. Este algoritmo garantiza que se encontrará la asignación óptima. Al final de la asignación los pacientes que no fueron asignados a una cama se les asigna `None`.

```
from scipy.optimize import linear_sum_assignment

def assign_beds(self):
    assignments = []
    row_ind, col_ind = linear_sum_assignment(self.costs)
    for i in range(len(row_ind)):
        self.patients[row_ind[i]].bed_assigned = self.beds[col_ind[i]]
        assignment = f'{str(self.patients[row_ind[i]])} -> {str(self.beds[col_ind[i]])}'
        assignments.append(assignment)

    # set to None the ones not assigned
    for i in range(len(self.patients)):
        if i not in row_ind:
            self.patients[i].bed_assigned = None

    return assignments
```

Al final del día pueden llegar al hospital nuevos pacientes, estos pacientes son generados de la misma forma (con distribución uniforme) que los pacientes iniciales a la simulación

3. Resultados

La simulación proporciona una visión detallada de la dinámica del hospital, incluida la ocupación de camas, las tasas de curación y las tasas de mortalidad. Al realizar un seguimiento de estas métricas clave, la simulación puede revelar posibles cuellos de botella y ayudar a los administradores del hospital a identificar estrategias para mejorar la eficiencia del hospital.

A continuación mostramos un tabla con la media, la mediana y la varianza de los datos generados por la simulación en una de sus iteraciones:

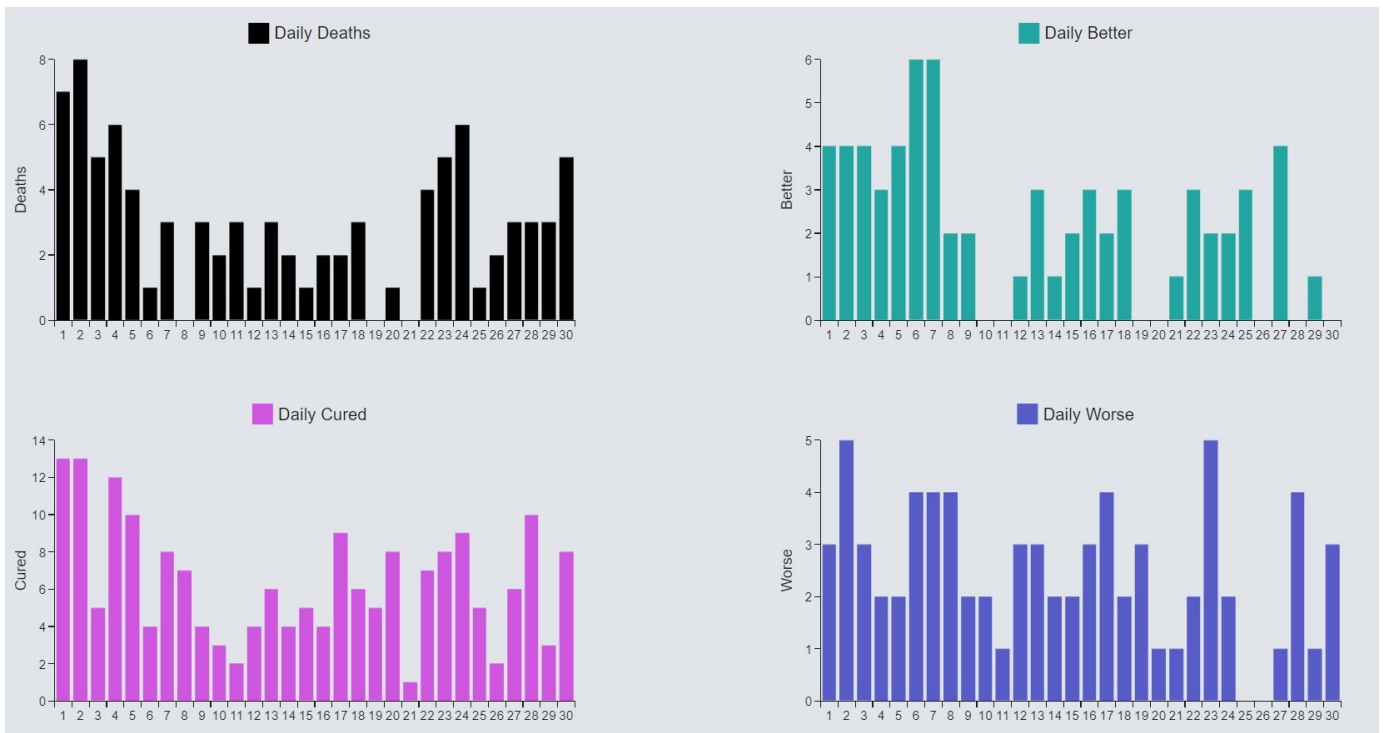
Metrica	Media	Mediana	Varianza
initial_critical_patients	4.222222222222222	4.0	5.506172839506173
initial_grave_patients	6.37037037037037	5.0	8.381344307270233
initial_regular_patients	11.555555555555555	13.0	24.691358024691358
new_critical_patients	2.1481481481481484	1.0	3.4595336076817556
new_grave_patients	2.4444444444444446	2.0	3.0617283950617282
new_regular_patients	5.037037037037037	5.0	16.776406035665296
final_critical_patients	4.222222222222222	4.0	5.506172839506172
final_grave_patients	6.333333333333333	5.0	8.222222222222221
final_regular_patients	11.296296296296296	12.0	25.68998628257887
critical_patients_cured	0.7407407407407407	1.0	0.6364883401920439
grave_patients_cured	2.4074074074074074	2.0	2.241426611796982
regular_patients_cured	3.5185185185185186	4.0	3.4348422496570645
critical_patients_died	1.4074074074074074	1.0	1.8710562414266116
grave_patients_died	0.8518518518518519	1.0	1.2373113854595335
regular_patients_died	1.0	1.0	0.8148148148148148
critical_to_grave	1.2962962962962963	1.0	1.1714677640603566
critical_to_regular	0.0	0.0	0.0
grave_to_critical	0.8888888888888888	1.0	0.7654320987654322
grave_to_regular	1.3333333333333333	1.0	0.9629629629629629
regular_to_critical	0.4074074074074074	0.0	0.38957475994513024
regular_to_grave	1.7037037037037037	2.0	2.5048010973936896
critical_ICU	3.074074074074074	3.0	2.2167352537722906
critical_common	1.1481481481481481	0.0	3.385459533607683
critical_none	0.0	0.0	0.0

Metrica	Media	Mediana	Varianza
grave_ICU	5.407407407407407	5.0	2.6117969821673523
grave_common	0.9629629629629629	0.0	2.850480109739369
grave_none	0.0	0.0	0.0
regular_ICU	0.0	0.0	0.0
regular_common	11.555555555555555	13.0	24.691358024691358
regular_none	0.0	0.0	0.0

Además esto es un sample de un día al azar de una iteración de la simulación:

Initial Critical Patients:	2	Critical to Grave:	2
Initial Grave Patients:	4	Critical to Regular:	0
Initial Regular Patients:	14	Grave to Critical:	1
New Critical Patients:	2	Grave to Regular:	1
New Grave Patients:	2	Regular to Critical:	0
New Regular Patients:	13	Regular to Grave:	2
Final Critical Patients:	3	Critical ICU:	2
Final Grave Patients:	6	Critical Commom:	0
Final Regular Patients:	22	Critical None:	0
Critical Patients Cured:	0	Grave ICU:	4
Grave Patients Cured:	2	Garve Commom:	0
Regular Patients Cured:	4	Grave None:	0
Critical Patients Died:	0	Regular ICU:	0
Grave Patients Cured:	0	Regular Common:	14
Regular Patients Cured:	0	Regular None:	0

Y esto es una gráfica de 4 métricas específicas de una iteración completa de la simulación:



4. Conclusiones

La simulación proporciona una visión detallada de la dinámica del hospital, incluida la ocupación de camas, las tasas de curación y las tasas de mortalidad. Al realizar un seguimiento de estas métricas clave, la simulación puede revelar posibles cuellos de botella y ayudar a los administradores del hospital a identificar estrategias para mejorar la eficiencia del hospital.