# 0.1. Introducción

La simulación de un glioblastoma multiforme a través de un autómata celular en tres dimensiones es un enfoque que combina la biología, la ciencia de la computación y la modelización matemática para entender y predecir el comportamiento de los tumores a nivel celular. Este enfoque se ha desarrollado en respuesta a la heterogeneidad del glioblastoma multiforme (GBM), un tipo de tumor cerebral que es conocido por su resistencia a las terapias convencionales.

El término "glioblastoma multiforme" fue introducido por Cushing en la segunda mitad del siglo XIX, y la primera operación en un paciente con este tipo de tumor se realizó en Viena en 1904 [1].

Este tumor se desarrolla principalmente en el cerebro y es caracterizado por un crecimiento infiltrante, lo que significa que la masa tumoral no es claramente distinguible del tejido normal. Además se caracteriza por ser altamente heterogéneo, lo que significa que contiene una variedad de células con diferentes características y comportamientos, de ahí el término "multiuniforme", que se aplica con la misma precisión a las alteraciones moleculares y a la evolución clínica. Esta heterogeneidad puede contribuir a la resistencia del GBM al tratamiento y a la variabilidad en la gravedad de la enfermedad en los pacientes [2].

Cada año, el glioblastoma multiforme causa más de 200 000 muertes en todo el mundo. Según las estadísticas disponibles, la tasa de supervivencia es baja. Tras el diagnóstico, un 40 % de los pacientes fallece en el primer año y un 17 % en el segundo año. Si no se recibe tratamiento, los pacientes rara vez sobreviven a más de 3 meses. Sin embargo, los pacientes tratados con una terapia óptima tienen una supervivencia media de 12-15 meses. La tasa de supervivencia a 1 año es del 38%-50% y la tasa de supervivencia a 5 años es del 5%-10%.

Un autómata celular es un modelo computacional que simula el comportamiento de las células en un sistema biológico. En el caso del GBM, un autómata celular puede simular la proliferación y la invasión de las células tumorales en un tejido cerebral en tres dimensiones. Este tipo de modelo puede ayudar a los investigadores a entender cómo las células tumorales se dividen y crecen, cómo interactúan con las células sanas y cómo se desplazan a través del tejido cerebral

La simulación de autómatas celulares en tres dimensiones puede ser una herramienta valiosa para los investigadores que buscan entender mejor la heterogeneidad del GBM y probar diferentes estrategias de tratamiento. Esta simulación permite replicar la complejidad del tumor en un modelo, lo que puede ser útil para estudiar factores que contribuyen al crecimiento de este. Además, pueden proporcionar una comprensión más profunda del comportamiento biológico del gliobastoma, permitiendo una evaluación más efectiva de las nuevas terapias. Este tipo de investigación puede contribuir a una mejor comprensión de los hallazgos del cáncer y a la identificación de nuevas estrategias para su cura.

En los últimos años, se han desarrollado nuevos modelos experimentales para el estudio del tumor. Estos incluyen cultivos celulares in vitro, modelos de roedores, órganos cerebrales y 3D bioprinting. Estos modelos han permitido a los investigadores entender mejor el comportamiento biológico y probar de manera más efectiva las nuevas terapias [3].

#### 0.1.1. Antecedentes

Los modelos de crecimiento han sido fundamentales en la comprensión del crecimiento de los tumores. Los tres modelos clásicos que se conocen son: el modelo de crecimiento exponencial de Malthus, la ley de crecimiento de Gompertz y el modelo de crecimiento logístico de Verhulst, los cuales son esenciales para entender cómo los tumores crecen y se desarrollan. Cada uno de estos modelos puede capturar diferentes aspectos del crecimiento tumoral. Por ejemplo, el modelo de

crecimiento exponencial de Malthus puede capturar el comportamiento de crecimiento rápido que caracteriza a los tumores, mientras que la ley de crecimiento de Gompertz puede capturar el comportamiento de crecimiento que eventualmente se estabiliza, característico de muchos tipos de tumores. Finalmente, el modelo de crecimiento logístico de Verhulst puede capturar el comportamiento de crecimiento que se estabiliza cuando el tamaño del tumor alcanza un límite debido a la falta de espacio o recursos [4].

El crecimiento de los tumores es un fenómeno complejo que ha sido objeto de estudio a lo largo de la historia. Los modelos matemáticos y estadísticos han sido utilizados para describir y predecir el crecimiento de los tumores. En este contexto, la distribución de Poisson ha sido una herramienta valiosa para modelarlo.

La distribución de Poisson es una distribución de probabilidad discreta que se utiliza para modelar el número de eventos que ocurren en un intervalo de tiempo o espacio fijo. Esta distribución es particularmente útil en la simulación de tumores porque puede modelar el crecimiento de las células tumorales en el espacio. En particular, la distribución de Poisson puede generar puntos que parecen aleatorios pero sin ninguna repetición en una grilla regular, lo que es útil para simular la distribución de las células en un tumor [4].

Además, la distribución de Poisson puede ser utilizada para modelar el crecimiento de los tumores en términos de la tasa de crecimiento de las células tumorales. Esto puede ser útil para predecir el tamaño y la morfología de los tumores en diferentes tipos de cáncer [4].

Los autómatas celulares son un modelo matemático y computacional para un sistema dinámico que evoluciona en pasos discretos. Son adecuados para modelar sistemas naturales que pueden ser descritos como una colección masiva de objetos simples que interactúan localmente unos con otros [5].

En el contexto de la simulación del crecimiento de un tumor, los autómatas celulares pueden ser utilizados para modelar la distribución de las células tumorales en un espacio tridimensional. Cada célula en el tumor puede ser representada como una celda en el autómata celular, y las interacciones entre las células pueden ser modeladas a través de la función de transición de estado [5].

El modelado del cáncer ha empleado dos metodologías matemáticas principales: las ecuaciones diferenciales ordinarias (ODE) y las ecuaciones diferenciales parciales (PDE). Los autómatas celulares, que representan células individuales en un espacio cartesiano y permiten que el tiempo cambie en saltos, son un ejemplo de un modelo discreto. Las PDE, que describen la variación temporal y espacial de las células bajo la influencia de factores como la concentración de una sustancia específica o un campo de fuerza, son un ejemplo de un modelo continuo [6].

Los modelos híbridos surgieron de la necesidad de representar y entender fenómenos biológicos complejos que ocurren a diferentes escalas de tiempo y espacio. Estos modelos permiten a los investigadores simular estos fenómenos y proporcionar una comprensión más profunda de cómo funcionan estos sistemas. Los modelos híbridos combinan aspectos discretos, como los autómatas celulares, y aspectos continuos, como las ecuaciones diferenciales parciales y ordinarias, proporcionando una representación más precisa y detallada de los fenómenos biológicos que los modelos discretos y continuos por separado [6], [7].

En el contexto de la simulación del crecimiento de un tumor, nuestro modelo híbrido permite modelar la evolución de un tumor en tres dimensiones, proporcionando una comprensión más profunda de cómo las células tumorales se dividen y crecen. Los modelos híbridos en el modelado computacional del cáncer son una combinación de enfoques discretos y continuos que permiten a los investigadores simular fenómenos biológicos complejos. Estos modelos pueden ser utilizados para entender cómo las células individuales interactúan con su entorno y cómo estas interacciones pueden llevar al crecimiento del tumor [6], [7].

En resumen, los modelos híbridos que combinan aspectos discretos y continuos han surgido como una necesidad de entender fenómenos biológicos complejos. Estos modelos permiten a los investigadores simular estos fenómenos y proporcionar una comprensión más profunda de cómo funcionan estos sistemas.

#### 0.1.2. Motivación

El glioblastoma multiuniforme es uno de los tipos de cáncer más agresivos y mortales, y su comprensión es fundamental para el desarrollo de nuevos tratamientos y terapias. Sin embargo, la naturaleza compleja y dinámica de este tipo de cáncer hace que sea un desafío para los investigadores.

Las simulaciones, como las que se están realizando en este estudio, ofrecen una oportunidad única para explorar y entender estos procesos complejos. Al combinar un autómata celular con ecuaciones de difusión, se puede proporcionar una representación más detallada y realista del crecimiento y desarrollo del tumor. Esto puede ayudar a identificar patrones y tendencias que no serían visibles a través de métodos experimentales convencionales [8].

Además, la simulación puede proporcionar una base sólida para la experimentación y el desarrollo de nuevos tratamientos. Por ejemplo, podría ayudar a identificar cómo el tumor puede adaptarse a las condiciones de falta de oxígeno y cómo estas adaptaciones pueden influir en la progresión y la supervivencia del tumor. Estos hallazgos podrían informar el desarrollo de nuevas estrategias de tratamiento que sean más efectivas para el glioblastoma multiuniforme [8].

Finalmente, la simulación puede proporcionar una herramienta valiosa para la investigación en el campo de la oncología computacional. Al proporcionar una representación más detallada y realista de este tipo de cáncer, los investigadores pueden explorar nuevas áreas de la biología del cáncer y desarrollar nuevas técnicas y enfoques para el tratamiento del glioblastoma multiuniforme

### 0.1.3. Objetivos

#### 0.1.3.1. Objetivo General

El propósito general de este estudio es desarrollar un modelo para simular las etapas de crecimiento de un glioblastoma multiuniforme, utilizando un autómata celular de tres dimensiones. Además, el estudio busca modelar el microambiente tumoral y su impacto en el crecimiento del tumor. Este enfoque se basa en la premisa de que los modelos matemáticos y estadísticos pueden proporcionar una visión valiosa de los procesos que ocurren dentro de un tumor y cómo estos procesos pueden ser influenciados por las propiedades del entorno del huésped.

#### 0.1.3.2. Objetivos Específicos:

- Implementar el algoritmo de tiling no periódico de Wang en un autómata celular tridimensional para identificar y localizar las células normales en un espacio tridimensional.
   Utilizar la distribución de Poisson para modelar la distribución de las células normales en el espacio tridimensional.
- Generar una ubicación aleatoria de los vasos sanguíneos a través de un árbol binario para simular el medio de obtención de nutrientes en el contexto de un gliobastoma mutiuniforme.
- Establecer un conjunto de estados para las células del autómata que permitan representar

diversas entidades biológicas, incluyendo diferentes tipos de células normales y cancerígenas.

- Implementar ecuaciones de difusión para simular la propagación de la concentración de oxígeno y el factor de crecimiento endotelial vascular(VEGF), así como la degradación de la matriz extracelular. Esto permitirá modelar el crecimiento y desarrollo del tumor en un autómata celular tridimensional, proporcionando una representación más precisa de cómo estos factores pueden influir en el crecimiento y desarrollo del tumor.
- Desarrollar una función de transición que, a través de diversas reglas, describa la evolución tumoral durante las etapas de su desarrollo, las interacciones entre el tumor y las células normales, la influencia de las concentraciones de nutrientes como el oxígeno y VEGF, que afectan a la topología de las células tumorales, y la migración de células cancerígenas a través de los tejidos sanos.
- Simular la formación de nuevos vasos sanguíneos en respuesta a la secreción de VEGF por las células tumorales debido a la falta de oxígeno. Este estudio permitirá entender cómo el tumor puede adaptarse a las condiciones de falta de oxígeno y cómo estas adaptaciones pueden influir en la progresión y la supervivencia del tumor.
- Analizar y comparar los resultados obtenidos en la simulación con los datos y evidencias experimentales existentes en la literatura científica.
- Utilizar Unity para generar visualizaciones tridimensionales de todos los procesos que se manifiestan en el autómata celular, especificados en la función de transición, incluyendo el crecimiento y la migración de las células normales y cancerígenas.

#### 0.1.4. Aspectos novedosos

- La utilización de un autómata celular en tres dimensiones para proporcionar una representación más precisa y detalla del tumor y su entorno.
- La formación de nuevos vasos en respuesta a la secreción de el factor de crecimiento endotelial vascular(VEGF) para propocionar información valiosa sobre como el tumor puede adaptarse a las condiciones de falta de oxígeno.
- La comparación de los resultados obtenidos en la simulación con los datos y evidencias experimentales existentes para proporcionar una validación y confirmación de los resultados de la simulación.
- La implementación de un modelo híbrido que combina un autómata celular con ecuaciones de difusión para proporcionar una investigación más realista y detallada del crecimiento y desarrollo del tumor.

# 0.2. Conceptos Biológicos

# 0.3. Celulas madres

Las clulas madre son un tipo de clulas no especializadas que tienen la capacidad de diferenciarse en diversos tipos de clulas especializadas. Son las nicas clulas del cuerpo con la capacidad de generar nuevos tipos de clulas. Se dividen mediante un proceso de mitosis, dando lugar a

una divisin asimtrica, en el sentido que el resultado son dos clulas hijas distintas. Una de las clulas resultantes ser una clula con las mismas propiedades que la clula de la que procede (de esta manera, la clula madre se autorrenueva) y la otra es la que adquiere esta capacidad de diferenciarse en otra clula especfica 2.

Existen diferentes tipos de clulas madre, que se clasifican segn su potencial de diferenciacin: Clulas madre omnipotentes: Son las madres de todas las clulas madre y se encuentran solo en la mrula, que es el conjunto de clulas que se da tras la unin del gameto sexual masculino y femenino 2.

Clulas madre pluripotentes: Son aquellas que tienen el potencial de diferenciarse en preticamente cualquier tipo de clula especializada del organismo. Las embrionarias son un ejemplo de clulas madre pluripotentes 2.

Clulas madre oligopotentes: Son aquellas que pueden diferenciarse en muy pocos tipos de clulas. Un ejemplo son las clulas madre linfoides, que se convierten primero en linfoblastos y, despus, en uno de los tres tipos de glbulos principales: linfocitos B, linfocitos T y clulas Natural Killer 2.

Clulas madre unipotentes: Son aquellas que pueden diferenciarse solo en un tipo de clula concreto. Un ejemplo son las clulas madre musculares, que solo pueden diferenciarse en nuevas clulas que constituirn los msculos 2.

Clulas madre adultas: Son aquellas que no se encuentran en el embrin, sino en el individuo adulto. Su capacidad de diversificacin es ms limitada ya que no necesitamos fabricar tantos tipos de clulas distintas. Aun as, siguen encontradose en determinados tejidos del cuerpo, siendo la mdula sea el lugar ms clebre de todos 2.

Clulas madre perinatales: Son aquellas presentes en el lquido amnitico y en el corda umbilical. Al parecer, estas clulas madre de ms reciente descubrimiento, tambin podran diferenciarse en distintos tipos de clulas especializadas 2.

#### 0.4. Modelo Del Autómata Celular

hay que hablar del metodo de tiling no periodico de Wang

Nuestro espacio regular esta compuesto por celulas normales, celulas cancerigenas y vasos sanguineos

#### 0.4.1. Espacio Regular

#### 0.4.1.1. Vasos Sanguineos

Los vasos sanguneos son esenciales para el funcionamiento del cuerpo humano y cualquier alteracion en su estructura o funcion puede tener consecuencias graves para la salud. Es una estructura hueca y tubular que forma parte del aparato circulatorio y conduce la sangre impulsada por la accin del corazn. Los vasos sanguneos juegan un papel crucial en el cerebro, proporcionando oxgeno, nutrientes y eliminando los desechos metablicos. El cerebro tiene un suministro de sangre privilegiado establecido por la barrera hematoencefalica, que protege y asla el sistema nervioso central Un árbol binario es una estructura de datos eficaz debido a su naturaleza jerárquica y su capacidad para representar relaciones de üno a muchos". Esta estructura de datos relaciona información de manera no lineal, y es binaria porque únicamente se desprenden dos ramas 2.

Los árboles binarios son fáciles de recorrer y ofrecen varias formas de recorrido (inorden, preorden, postorden) que pueden ser útiles para analizar y entender la estructura del vaso sanguíneo.

Además, son una estructura de datos eficiente en términos de memoria y tiempo de procesamiento, lo que los hace adecuados para representar estructuras de datos grandes y complejas. Para representar matemáticamente los vasos sanguíneos al inicio de la simulación, se establece un árbol binario aleatorio en el espacio regular del autómata, que proporciona una estructura tridimensional que simula esta red en el cerebro.

Esta red se asemeja a la vasculatura preexistente en el tejido huésped. Las sustancias químicas que la componen incluyen oxígeno, factor de crecimiento endotelial vascular, matriz extracelular y enzimas de degradación de la matriz. Estas se calculan en función del entorno hemodinámico que se obtiene mediante el modelado acoplado del flujo sanguíneo intravascular con el flujo de líquido intersticial.

Los cambios hemodinámicos, que incluyen el diámetro y la permeabilidad de los vasos, se introducen para simular una serie de características patológicas de los vasos tumorales anormales. Estas características incluyen la dilatación de los vasos, la fuga, la angiogénesis, la regresión y el colapso.

Para el análisis topológico, las ramas de los vasos se clasifican según el sistema de Strahler ampliamente utilizado para describir el orden de las corrientes. El diámetro de los vasos se determina de acuerdo con este orden. En este sistema, se asigna el orden 1 a los segmentos de hojas. En nuestro modelo, se presentan tres órdenes para ilustrar una arquitectura de árbol de un patrón de ramificación arteriolar. El tronco principal de los árboles, con un orden 3, crece aproximadamente en dirección vertical desde el plano x = 100 a x = 0, y tiene el mayor valor de diámetro de vaso. Los valores medios de diámetro y longitud capilar de diferentes órdenes del árbol vascular se presentan en la tabla 1.[articulo donde esta]

**Definición 0.1** La funcion  $d_E(p,q)$ , que recibe dos posiciones  $p,q \in E^3$ , se corresponde con la distancia euclidiana entre los dos puntos del espacio que ocupan dichos posiciones y se determina como

$$d_E(p,q) = \sqrt[2]{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2}.$$

**Definición 0.2** Sea  $n_1, n_2$  nodos de un arbol binario. Se define segmento de vasos sanguineos si se cumple que  $n_1$  es padre de  $n_2$  o  $n_2$  padre de  $n_1$ 

#### ECUACION DE SEGMENTO

**Definición 0.3** La funcion  $D_s(S_v(n_1, n_2), o)$  devuelve el valor del diametro medio correspondiente con el orden de Strahler

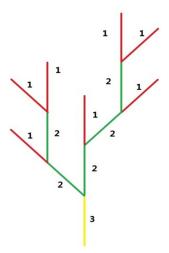
$$D_s(V_s(n_1, n_2), o) = \begin{cases} 8 & si \quad o = 1\\ 12 & si \quad o = 2\\ 16 & si \quad o = 3 \end{cases}$$

**Definición 0.4** La funcion  $L_s(S_v(n_1, n_2), o)$  devuelve el tamañ medio correspondiente con el orden de Strahler

$$L_s(V_s(n_1, n_2), o) = \begin{cases} 80 & si \quad o = 1\\ 200 & si \quad o = 2\\ 320 & si \quad o = 3 \end{cases}$$

**Definición 0.5** La funcion  $P_c(S_v(n_1, n_2), o)$  devuelve el valor de la presion de colpaso media correspondiente con el orden de Strahler

$$P_c(V_s(n_1, n_2), o) = \begin{cases} 1,0 & si \quad o = 1\\ 1,5 & si \quad o = 2\\ 2,0 & si \quad o = 3 \end{cases}$$



#### 0.4.1.2. Ubicación de las células

#### 0.4.1.3. Tiling no periodico de Wang con distribucion de Poisson

El tiling no periódico de Wang con distribución de disco Poisson es un método para generar una disposición de puntos en un espacio 3D que no es repetitiva y que sigue una distribución específica.

Los tiles de Wang, también conocidos como dominós de Wang, son una clase de sistemas formales que se modelan visualmente como tiles cuadrados con un color en cada lado. Un conjunto de estos tiles se selecciona y se organizan uno al lado del otro con colores coincidentes, sin rotarlos ni reflejarlos. La pregunta básica sobre un conjunto de tiles de Wang es si puede cubrir el plano o no, es decir, si se puede llenar un plano entero de esta manera. La siguiente pregunta es si esto se puede hacer en un patrón peridico 2.

Para el tiling no periodico de Wang, se combina el resultado de la indecidibilidad de Berger con la observación de Wang para mostrar que debe existir un conjunto finito de tiles de Wang que cubran el plano, pero solo de manera aperiodica. Esto es similar a un tiling de Penrose, o la disposición de átomos en un quasicristal 2. La distribución de disco Poisson es una forma de distribución de puntos que garantiza que no haya puntos más cercanos entre sí que un cierto radio mínimo. Esta distribución es útil para generar puntos aleatorios en una cuadrícula de manera uniforme.

Por lo tanto, el tiling no periodico de Wang con distribución de disco Poisson implica generar una disposición de puntos en un espacio 3D que no es repetitiva y que sigue una distribución de disco Poisson. Esto se logra generando puntos uno a la vez y verificando si cada nuevo punto está a una distancia mínima de todos los puntos existentes antes de añadirlo a la lista de puntos. Si el nuevo punto está demasiado cerca de un punto existente, se genera un nuevo punto hasta que se encuentra uno que esté a una distancia mínima de todos los puntos existentes 3.

**Definición 0.6** La funcion  $d_E(p,q)$ , que recibe dos posiciones  $p,q \in E^3$ , se corresponde con la distancia euclidiana entre los dos puntos del espacio que ocupan dichos posiciones y se determina

como

$$d_E(p,q) = (p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2.$$

**Definición 0.7** Un punto que pertenece al conjunto de puntos que cumplen con el tiling no periodoco Un punto aleatorio con distribucion de disco de Poisso cumple

$$d_E(p,q) = (p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2.$$

#### 0.4.1.4. Implementación Del Tiling no periodico

```
Algoritmo 1: GeneratePoissonDiskPoints
```

Datos de entrada: La cantidad de posiciones a generar.

Línea 1: Declaración e inicialización de la lista de posiciones aleatorias. Líneas 2-6: Se ejecuta un bucle for desde 0 hasta la cantidad de posiciones a generar. En cada iteración, se genera un punto aleatorio utilizando el método GenerateRandomPoint (línea 3).

Luego, se verifica que el nuevo punto no esté demasiado cerca de los puntos ya generados. Si el nuevo punto está demasiado cerca, se genera otro punto aleatorio hasta que se cumpla la condición (líneas 4-5).

Si se cumple la condición, se añade el punto a la lista de puntos (línea 6). Línea 7: Retorno de la lista de posiciones.

# Algoritmo 2: GenerateRandomPoint

```
Data: radius, width, height, depth
Result: Pos

1: x = random.Next(0, height/2) * radius * 2 - radius;

2: y = random.Next(0, width/2) * radius * 2 - radius;

3: z = random.Next(0, depth/2) * radius * 2 - radius;

4: return\ Pos(x, y, z)
```

Datos de entrada: radius: el radio de distancia, width: limite del eje de las x, height: limite del eje de las y, depth: limite del eje de las z. Líneas (1-3): Se genera un número aleatorio por cada eje entre 0 y el limite del eje correspondiente entre 2 \* el radio de distancia \* 2 menos el radio. Línea (4): Retorna la nueva posicion.

Datos de entrada: point: es el punto generado, points: lista de puntos generados hasta el momento. Lineas(1-4): Se realiza un blucle for por cada punto de la lista de posiciones generadas.

#### Algoritmo 3: IsTooClose

Luego se halla la distancia euclidiana entre el punto actual en el ciclo y el punto de entrada(línea 2). Se comprueba si la distancia obtenida es menor que el radio, si se cumple se retorna true(linea 4), es decir el punto se encontra demasiado cerca de otro punto que ya existe. Linea (5): Si el nuevo punto no se encuentra a menos de un radio de distancia de las posiciones existentes, se retorna false.

Este algoritmo se realiza por cada tipo de celula normal. Los tipos de celula normal son : celula astrocito, celula neuronal y celula madre. Para determinar la cantidad de celdas normales que se deben generar en un tablero tridimensional, se considera el porcentaje de celdas que se desean seleccionar del total de celdas que existen en el tablero. Esto se realiza multiplicando el total de celdas por el nmero que representa el porcentaje deseado. El resultado obtenido se divide entre 3, ya que representa la cantidad de tipos de celdas normales que existen.

#### 0.4.2. Matriz Extracelular

#### ESTE TEXTO HABRA QUE MODIFICARLO

La matriz extracelular (MEC) es una red tridimensional que abarca todos los organos, tejidos y celulas del organismo. Esta matriz cumple una funcion de filtro biofasico, proporcionando proteccion, nutricion e inervacion celular, y sirve como sustrato para la respuesta inmune, angiogenesis, fibrosis y regeneracion tisular. Ademas, la MEC actua como un canal para la transmisin de fuerzas mecnicas a la membrana basal, que a traves de las integrinas soporta el sistema de tensegridad y activa los mecanismos epigeneticos celulares.

Cuando se altera la MEC, se pierde su funcion de filtro eficaz, nutricin, eliminacion, denervacion celular, y se pierde la capacidad de regeneracion y cicatrizacin. Tambin se altera la transmision mecnica o mecanotransduccin. Adems, se pierde el sustrato para una correcta respuesta inmune ante agentes infecciosos, tumorales y toxicos.

En nuestro automata celular, la matriz extracelular (MEC) es simulada a travs de ecuaciones que describen su comportamiento y dinmica. En un modelo de este tipo, la MEC puede ser visualizada como una red tridimensional de elementos de tensin y deformacin, los cuales pueden ser modelados utilizando ecuaciones de elasticidad y deformacion.

Estas ecuaciones representan cmo la MEC responde a las fuerzas mecnicas aplicadas. Los elementos de la MEC pueden estar conectados entre s a traves de nodos, los cuales representan los sitios de unin entre las clulas y la MEC. Los nodos pueden estar conectados a las clulas a travs de interacciones de fuerza que representan las fuerzas de adhesin y de tensin en la MEC.

Adems, la MEC acta como un canal para la transmisin de fuerzas mecnicas a la membrana basal, la cual a travs de las integrinas soporta el sistema de tensegridad y activa los mecanismos epigenticos celulares. Esto puede ser representado en el automata celular a travs de ecuaciones que describen la transmisin de fuerzas mecnicas a travs de las integrinas y cmo esto afecta a las

clulas.

Para describir el microambiente tumoral, introducimos una densidad de matriz extracelular E, que representa la concentracin de macromolculas de la matriz extracelular no difusibles, como fibronectina, colgeno, elastina y laminina, entre otras. Adems, como se indic previamente, rastreamos la densidad E0 de la matriz extracelular original y la densidad B0 de los vasos sanguneos preexistentes para evaluar el nivel de absorcin y suministro de oxgeno en el microambiente.

En nuestro automata la matrix celular se representa a traves de su densidad, a traves de la siguiente definicion:

**Definición 0.8** La ecuacion que describe las interaciones entre las celulas tumorales y las celulas endoteliales en la densidad de la matriz extracelular es:

$$\frac{dC_m(c,t)}{dt} = -\delta C_m(c,t)C_f(c,t)$$

#### 0.4.3. Degradación de la matriz

ESTO HAY QUE MODIFICARLO TAMBIEN Las clulas tumorales utilizan enzimas proteoloticas para degradar la matriz extracelular (MEC) y permitir su migracion a traves del tejido huesped. Entre estas enzimas se encuentran las metaloproteasas de matriz y los activadores del plasmingeno, como la uroquinasa, que degradan la MEC, proporcionando espacio para las clulas y mejorando la union de las clulas a las macromoleculas de la MEC. Esto permite a las celulas ejercer fuerzas de traccion para moverse a traves de la MEC. Adems, las celulas tumorales remodelan la MEC secretando macromoleculas de matriz insolubles y posiblemente reorientandolas.

Durante la respuesta angiognica de la vasculatura del huesped, se produce una cascada molecular similar cuando los factores de angiogenesis tumoral (TAF) y las macromoleculas de la ECM (como la fibronectina, el colageno y la laminina) se unen a receptores de membrana especificos en las celulas endoteliales y activan la maquinaria migratoria de las clulas. Esto conduce a una remodelación de la ECM similar a la descrita anteriormente para las clulas tumorales. No consideraremos el efecto de la remodelación orientativa en este modelo.

Para el degrado de la MEC, asumimos que M es la concentracin de MDE adimensional, D M =D M es el coeficiente de difusin (se supone constante), METROpinchar.y METROprimavera pinchar.son las tasas adimensionales de produccin de MDE por parte de las clulas tumorales viables (V = P H) y las clulas endoteliales de la punta del brote, respectivamente. Ms, METROdecadenciaes la tasa de decadencia (se supone que el MDE no se agota como resultado de la interaccin con el ECM). Finalmente, 1 puntas de brotes es la funcin caracterstica de las puntas de brotes. En particular, 1 puntas de brotes son las funciones caractersticas de las puntas de brotes

El tumor interacta con el microambiente en respuesta a los nutrientes suministrados por la vasculatura preexistente y la neovasculatura, como se ilustra en la ecuacin 1. Este proceso implica la remodelacin de la matriz extracelular (ECM) localmente a travs de la secrecin de macromolculas tanto de matriz de degrado (MDE) como de ECM y una respuesta heterognea a la presin y los gradientes de adhesin de la ECM. Para que las clulas tumorales se muevan a travs de la matriz porosa, deben superar la adhesin de la matriz celular. Sin embargo, en los experimentos, se observa que la velocidad de migracin mxima depende del nivel de expresin de las integrinas y, por lo tanto, se predice una dependencia no montona de la velocidad de migracin celular sobre la expresin de integrinas y los gradientes de adhesin en la ECM. Aunque no modelamos la expresin de integrinas directamente, consideramos este efecto haciendo que el coeficiente de haptotaxis sea una funcin no montona de E.

#### COPIA Y PEGA

A medida que se desacelera el crecimiento del tumor, la degradacin de la ECM se vuelve ms pronunciada. En realidad, esto provoca una competencia entre dos efectos: el movimiento inducido por la presin, que se vuelve ms efectivo ya que la movilidad aumenta cuando la ECM disminuye, y la haptotaxis que tiende a inhibir el crecimiento del tumor hacia la ECM menos densa fuera del tumor (recuerde que la haptotaxis induce movimiento ascendente en gradientes de ECM). Adems, el MDE tambin degrada los vasos preexistentes, lo que da como resultado una reduccin en el suministro de oxgeno. Como resultado de la haptotaxis y la reduccin del suministro de oxgeno, el tumor en realidad se contrae ligeramente despus de alcanzar un radio mximo de aproximadamente 0,64 mm, verFig. 3.

**Definición 0.9** La ecuacion que describe las interaciones entre las celulas tumorales y las celulas endoteliales en la degradacion de la matriz es:

$$\frac{dC_m(c,t)}{dt} = D_m \nabla^2 C_m + \mu_T T C(c,t) + \mu_E E C(c,t) - \lambda C_m$$

donde  $C_f$  son concentracion de MDE. Los terminos TC(c,t) y EC(c,t) representan una celula tumoral y una celula endotelial ubicada en una posicion de nodo (i,j,k). Sus valores son 1 si una celula esta presente o 0 si no lo esta.  $D_m$  es el coeficiente de difusion MDE y  $\delta$ ,  $\mu_T$ ,  $\mu_E$ 

#### 0.4.3.1. Operador de Laplace

#### 0.4.4. Difusion de nutrientes

Durante la fase prevascular de la carcinognesis, el tumor an no ha desarrollado su propia vasculatura, por lo que los nutrientes deben ser transportados desde los vasos sanguneos circundantes hasta el tumor. Los productos de desecho metablicos de las clulas cancerosas tambin se difunden en el tejido y son eliminados cuando llegan a un vaso sanguneo. El metabolismo de las clulas cancerosas incluye una variedad de sustancias qumicas necesarias para el mantenimiento y la divisin celular, pero se sabe que las concentraciones de oxgeno y glucosa limitan el crecimiento del tumor. Por lo tanto, en el modelo, incorporaremos estos dos campos, as como un campo para la concentracin de iones de hidrgeno. Una simplificacin adicional de los campos qumicos es que no consideramos la descomposicin de los nutrientes e incluimos la produccin de oxgeno y glucosa en las condiciones de contorno aplicando condiciones de contorno de Dirichlet con funciones constantes. Estas condiciones lmite pretenden imitar una situacin en la que el tejido est rodeado de vasos sanguneos, con concentraciones constantes de nutrientes e iones de hidrgeno, que suministran nutrientes al tumor y eliminan los iones de hidrgeno del tejido. Esto da a las ecuaciones que describen los campos una forma simple, similar a las de los modelos de Patel et al. (2001) y Ferreira et al. (2002). La evolucin temporal de los campos de oxgeno (2), glucosa (3) e iones de hidrgeno (4) se rige por el siguiente conjunto de ecuaciones diferenciales

#### CAMBIAR EL SIGUIENTE TEXTO QUE ES COPIA Y PEGA

Como se describi anteriormente, las transiciones entre diferentes fenotipos (p. ej., clulas tumorales proliferativas, hipxicas y necrticas, y clulas endoteliales de punta, tallo y falange) dependen de las concentraciones de nutrientes y VEGF disponibles en el microambiente, y [VEGF], respectivamente. La dispersin de estas dos concentraciones se modela a escala de tejido, ya que se consideran campos heterogneos que pueden difundirse libremente por todo el dominio.

#### 0.4.4.1. Concentración de Oxigeno

El oxgeno presente en el entorno microscpico del tumor es suministrado a travs de los vasos sanguneos preexistentes. Esto ocurre en un contexto donde se desarrolla un tumor en un tejido que est rodeado por vasos sanguneos. Para rastrear los campos de concentracin de oxgeno, cada punto de la cuadrcula tiene la concentracin de cada campo en ese punto en el espacio. Los campos de concentracin son gobernados por ecuaciones diferenciales parciales que explican cmo se producen, consumen, degradan y se difunden las sustancias qumicas.

#### COPIA Y PEGA

El oxgeno se difunde solo una distancia corta (aproximadamente 0,2 mm) desde el vaso principal, como se puede observar en la figura. Sin embargo, la vasculatura preexistente (que produce una concentracin de oxgeno de fondo de aproximadamente 0,4) proporciona suficiente oxgeno para que el tumor crezca.

Se consideraron cinco materiales en el ambiente (Oxgeno, Glucosa, TGF?, VEGF y TNF?). La concentracin (C) de cada material se identifica dentro de cada uno de los puntos de la cuadrcula ambiental. El medio ambiente difunde el material mediante la ecuacin de difusin de PDE en funcin de su fuente (S), absorcin (U) y desperdicio (W). En este modelo, la funcin de las clulas endoteliales es la produccin de oxgeno, glucosa (que es consumida por las clulas cancerosas/sanas) y el consumo (o absorcin) de VEGF. La funcin de las clulas cancerosas/sanas es la produccin de VEGF (que es consumido por las clulas endoteliales), TGF? y TNF? (que se consume a escala mesoscpica segn las ecuaciones del Apndice S1 y el Apndice S2).

**Definición 0.10** Se define la funcion  $S_{oxy}(c,t)$  como la fuente de oxygeno y satisface la siquiente ecuacion:

$$S_{oxy}(c,t) = \left\{ \begin{array}{l} 2\pi * R(c,t) * Pe_{oxy} * (\rho_{oxy}(c,t) - C_{oxy}(c,t) \end{array} \right.$$

**Definición 0.11** Se define la funcion R(c,t) como el valor del radio del vaso y cumple:

$$R(c,t) = \left\{ \begin{array}{cccc} r_{cap} & si & el & capilar pasa a traves de la celulac \\ 0 & si & no & pasa n i gun va so a traves de la celulac \\ \end{array} \right.$$

**Definición 0.12** Se define la funcion  $\rho_{oxy}(c,t)$  como el valor del radio del vaso y cumple:

$$\rho_{oxy}(c,t) = \begin{cases} c_{oxy}^{cap} & si & el & capilar\_pasaatraves delacelulac \\ 0 & si & no & pasanigun vasoatraves delacelulac \end{cases}$$

**Definición 0.13** Se define la funcion  $U_{oxy}(c,t)$  como la absorcion de oxygeno de las celulas del automata y satisface la siguiente ecuacion:

$$U_{oxy}(c,t) = \left\{ \zeta_{oxy}(c,t) * C_{oxy}(c,t) \right\}$$

**Definición 0.14** Se define la funcion  $\zeta_{oxy}(c,t)$  como la absorcion de oxygeno de cada tipo de celula del automata y satisface la siquiente ecuacion:

$$\zeta_{oxy}(c,t) = \begin{cases}
\beta & si \quad s(c,t) = 4 \\
\frac{\beta}{2} & si \quad s(c,t) = 7 \\
\frac{\beta}{6} & si \quad s(c,t) = 5 \\
\frac{\beta}{8} & si \quad s(c,t) = 6 \\
\alpha_n & si \quad s(c,t) = 0 \lor s(c,t) = 1 \lor s(c,t) = 2 \\
0 & si \quad s(c,t) = 11
\end{cases}$$

**Definición 0.15** Se define la funcion  $\Delta C_{oxy}(c,t)$  que satisface la siguiente ecuacion:

$$\Delta C_{oxy}(c,t) = \begin{cases} \sum_{\forall c' \in N(c)}^{26} C_{oxy}(c',t) - 26 * C_{oxy}(c,t) \end{cases}$$

**Definición 0.16** Teniendo en cuenta las definiciones anteriores se describe la ecuacion de concentracion de oxigeno  $C_{oxy}(c,t)$  en la siguiente expresion:

$$C_{oxy}(c,t+1) = C_{oxy}(c,t) + \frac{D_{oxy}*\Delta t}{\Delta S^2} (\Delta C_{oxy}(c,t)) - U_{oxy}(c,t) + S_{oxy}(c,t)$$

donde  $D_{oxy}$  es el coeficiente de difusion de oxygeno;  $\Delta t$  el tiempo y  $\Delta S$  el tamanno del espacio regular.

#### 0.4.5. Función de Vecindad

La función de vecindad en un autmata celular define el conjunto de celdas que se consideran adyacentes a una celda dada, as como su posicin relativa en relacin con ella. Este concepto es fundamental en la dinmica de los autmatas celulares, ya que cada celda en un autmata celular interacta con sus vecinos en cada paso de tiempo para determinar su nuevo estado, es decir:

**Definición 0.17** Sea  $N = (n_1, n_2, ..., n_m)$  un vector de vecindad d-dimensional. Para cualquier  $n \in Z_d$  denotamos

$$N(n) = (n + n_1, n + n_2, ..., n + n_m),$$

y para cualquier  $K \in Z_d$  denotamos

$$N(K) = n + n_i | n \in Kyi = 1, 2, ..., m.$$

donde N(n) es la secuencia ordenada de los vecinos de la celda n, mientras que N(K) es el conjunto desordenado de vecinos de las celdas en K.

Para representar las vecindades a menudo se utilizan las vecindades de Von Neumann y Moore. En nuestro automata utilizaremos la vecindad de Moore.

La vecindad de Moore en un autómata celular de tres dimensiones se extiende a las celdas que rodean a una celda central en un enrejado cúbico tridimensional. En comparación con la

vecindad de Moore bidimensional, que abarca las ocho celdas que rodean a una celda central en un enrejado cuadrado, la vecindad de Moore en 3d incluye las 26 celdas que rodean a una celda central.

En términos mas técnicos, si consideramos a la celda central como (x, y, z), en la vecindad se incluiría a todas las celdas (i, j, k) tal que  $-1 \le i, j, k \le 1$   $y(i, j, k) \ne (0, 0, 0)$ .

Definición 0.18 Sea  $M_r^3$  todos los

$$(k_1, k_2, ..., k_d) \in \mathbb{Z}^d \ donde \ |k_i| <= r \ para \ todo \ i = 1, 2, ..., d$$

de vecindad de radio-r.

Contiene  $(2r+1)^d$  elementos.

PONER FOTO DE LA VECINDAD DE MOORE

Izquierda: Division Celular - La celula cancerigena A esta fisicamente conectada con la celula normal B. En el siguiente instante de tiempo, la celula A se divide, dando lugar a la celula cancerigena que toma la posicion de B, desplazandola.

Centro: Migracion - La celula cancerigena A adquiere una mutacion que le proporciona movilidad y la capacidad de migrar a traves del tejido circundante, lo que le permite ocupar la posicion de la celula normal B. En el siguiente instante de tiempo, A se mueve de su posicion, migra hacia B y desplaza a esta ultima, ocupando entonces la posicion de A

Derecha: Contaminacion - La celula cancerigena A esta conectda a la celula normal B. En el siguiente instante de tiempo, la celula A contamina a la celula B, dando lugar a que la celula B cambie su comprtamiento y se convierta en una celula tumoral.

**Definición 0.19** El conjunto de celula L se define a partir del conjunto de puntos del espacio tridimensional como se muestra a continuacion:

$$L = E^3$$

#### 0.4.6. Conjunto de Estados

El conjunto de estados es una parte fundamental de un autmata celular, ya que determina la complejidad y la capacidad de generar patrones complejos del mismo. Adems, el conjunto de estados tambin puede influir en la dinmica del autmata, ya que las reglas de transicin que determinan cmo cambia el estado de cada clula en cada paso de tiempo pueden depender del conjunto de estados. El conjunto de estados se refiere al nmero de posibles estados que puede tener cada clula en el espacio regular. Este conjunto de estados puede ser finito o infinito, y cada estado puede ser representado de diferentes maneras, como nmeros, colores o smbolos. Se conoce que el cerebro es el organo mas grande y complejo del cuerpo humano. En este se encuentra diferenten variedades de celulas y estructuras. Las clulas cerebrales son el principal componente del cerebro. Estas clulas, que incluyen neuronas, glia y clulas endocrinas, trabajan juntas para transmitir informacin a travs de una red de conexiones neuronales. Las neuronas son las clulas que transmiten informacin a travs de seales elctricas y qumicas, mientras que las clulas de la gla proporcionan soporte a las neuronas y ayudan a mantener el entorno adecuado para su funcionamiento. Adems de las clulas cerebrales, el cerebro tambin contiene vasos sanguneos, que transportan sangre y nutrientes a las clulas cerebrales y recogen los desechos metablicos. Los vasos sanguneos del cerebro son esenciales para la salud cerebral, ya que no solo suministran sangre al cerebro, sino que tambin pueden afectar la funcin cerebral y la salud general. Los vasos sanguineos estan compuestos por celulas endoteliales. Las clulas endoteliales son una lnea de defensa clave en nuestro cuerpo. Son las clulas que recubren los vasos sanguneos y proporcionan una barrera fsica entre la sangre y los tejidos circundantes. Teniendo en cuenta lo anterior podemos definir que un punto p que pertenece al espacio regular puede tener uno de los siguientes estados en un instante de tiempo t.

**Definición 0.20** Sea un punto  $p \in E^3$  y un instante de tiempo t del automata. Se define entonces la funcion s(p,t) que devuelve el estado del punto p en el instante de tiempo t:

$$s: E^3xN - > Epsilon,$$
  
 $s(p,t) = e_i$ 

donde  $e_i$  es una estado cualquiera del conjunto de estados Epsilon, es decir,  $e_i \in Epsilon$ , para todo  $i \in 0, ..., |Epsilon|$ 

- s(p,t) = 0: El punto p representa una célula madre en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t) = 1: El punto p representan una célula astrocito en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=2: El punto p representa una célula neuronal en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=3: El punto p representa una célula tumoral madre en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t) = 4: El punto p representa una célula tumoral proliferativa en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t) = 5: El punto p representa una célula tumoral inactiva en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t) = 6: El punto p representa una célula tumoral necrótica en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t) = 7: El punto p representa una célula tumoral migratoria en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=8: El punto p representa una célula endotelial en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=9: El punto p<br/> representa un vaso sanguíneo en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=10 : El punto p representa un vaso sanguíneo tumoral en un instante de tiempo t.
- s(p,t)=11: El punto p<br/> representa una celda vacia en la matrix extracelular en un instante de tiempo t.

#### 0.4.7. Función de Transición

La función de transición en un autmata celular es una regla que determina cómo cambia el estado de una célula en función del estado de sus vecinos en el paso de tiempo siguiente. Esta función es esencial para el funcionamiento de un autómata celular, ya que define la lógica y las reglas que rigen cómo evoluciona el sistema a lo largo del tiempo 2. En un autómata celular, cada célula en la cuadrícula tiene un estado asignado en un paso de tiempo dado. En el paso de tiempo siguiente, la función de transición se aplica a cada célula y a sus vecinos para determinar el nuevo estado de la célula. La función de transición toma como argumentos los valores de la célula en cuestión y los valores de sus vecinos, y regresa el nuevo valor que la célula tendrá en la siguiente etapa de tiempo 2. Por ejemplo, en el famoso autómata celular conocido como "Juego de la Vida", la función de transición para una célula viva es la siguiente: si tiene menos de dos vecinos vivos, o más de tres vecinos vivos, la célula muere. Si tiene exactamente tres vecinos vivos, la célula se convierte en viva. Esta función de transición es aplicada a cada célula en la cuadrícula en cada paso de tiempo, lo que resulta en un patrón de células vivas y muertas que evoluciona a lo largo del tiempo. En un autmata celular, la configuracin global y la configuracin local son dos conceptos que se utilizan para describir el estado del sistema en un momento dado.

**Definición 0.21** Una configuracion global del automata S(n) es un vector que contiene los valores de estado de todas las celulas del conjunto de puntos en el espacio P en el instante de tiempo t:

$$S(t) = (s(v_1, t), s(v_2, t), ..., s(v_{|P|}, t)), S(n) = (s(v_i, t)_{v_i \in P})$$

**Definición 0.22** Sea d un entero positivo. Un espacio celular d-dimensional se llama  $Z_d$ . Los elementos de  $Z_d$  son celulas. Sea S un conjunto de estados finito. Los elementos de S se llaman estados. Una configuración de un automata celular d-dimensional con un conjunto de estados S es una funcion:

 $c: Z_d -> S$  que asigna un estado a cada celda. El estado de la celdad  $n\in Z_d$  es c(n).

El conjunto de todas las configuraciones es  $S_{Z_d}$ 

**Definición 0.23** Un vector de vecindad d-dimensional (de tamaño m) es una tupla:  $N = (n_1, n_2, ..., n_m)$  donde cada  $n \in Z_d$  y  $n_i \neq n_j$  para todo  $i \neq j$ . Los elementos  $n_i$  especifican las ubicaciones reltivas de los vecinos de cada celda: La celda  $n \in Z_d$  tiene m vecinos  $n + n_i$  para i = 1, 2, ..., m.

**Definición 0.24** La regla de actualizacion local de un AC don el conjunto de estados S y el tamaño m de vecindad es una funcion:

 $f: S_m - > S$  que especifica el nuevo estadod de cada celda en funcion de los estados antiguos de sus vecinos. Si los vecinos de una celda tienen los estados  $s_1, s_2, ..., s_m$  entonces el nuevo estado de la celda es  $f(s_1, s_2, ..., s_m)$ 

En los automata celulares, todas las celulas utilizan la misma regla y la regla se aplica en todas las celulas simultaneamente. Esto provoca un cambio global en la configuracion: La configuracion c es cambiadaa por la configuracion c' para todo  $n \in Z_d$ 

$$c'(n) = f[c(n + n_1), c(n + n_2), ..., c(n + n_m)]$$

**Definición 0.25** Funcion de transicion global: La transformacion de c - > c' es una funcion:  $G: S_{Z_d} - > S_{Z_d}$  La funcion G es el principal objeto de estudio.

Normalmente, la funcion G se itera, es decir, se aplica repetidamente, lo que produce una evolucion en el tiempo

 $c->G(c)->G^2(c)->G^3(c)->\dots$  del sistema. c<br/> es la configuración inicial de la evolución, y la sequencia

$$orb(c) = c, G(c), G^2(c), G^3(c), \dots$$
 es la orbita de c

**Definición 0.26** Una configuración local del automata S(v,n) es un vector que contiene los valores de estado de un subconjunto ordenada de celulas de conjunto del conjunto V(G) en el instante de tiempo n.

$$S(v,n) = (s(v,n), s(w_1,n), ..., s(w_{|N(v)|,n}))$$

**Definición 0.27** La funcion R(S(c,t)) que recibe una configuracion local S(v,n) centrada en un vertice fical v en el instante de tiempo t y devuelve el estado del vertice v en el siguiente instante de tiempo t+1 se denomina funcion de transicion local.

$$R: \varepsilon^{|N|->\varepsilon}$$
 
$$R(S(v,n)) \begin{cases} e_1 & con & probabilidad & p(S(v,n)->e_1) \\ e_2 & con & probabilidad & p(S(v,n)->e_2) \\ \vdots \dots & & & \\ e_{|\varepsilon|} & con & probabilidad & p(S(v,n)->e_{|\varepsilon|}) \end{cases}$$

donde  $e_i \in E$ ,  $i \in 1, 2, ..., |\varepsilon|$ ,  $S(v, n) \in \varepsilon^{|N|}$  y  $p(S(v, n) - > e_i)$  es una probabilidad de transicion que expresa la posibilidad de llegar al estado elemental  $e_i$  a partir de la configuracion local S(v, n). Esta probabilidad de transicion satisface las siguientes condiciones:

$$p:\varepsilon^{|N|}x\varepsilon->[0,1],$$

#### 0.4.8. Reglas de la conservación de las celulas normales

Las reglas iniciales estan vinculadas al comportamiento de las celulas normales dentro del conjunto de estados del automata. Segun la hipotesis V sobre la invariancia de las celulas normales y celulas tumorales necroticas, estas permanecen inalteradas en el tiempo. Esto significa que, a menos que exista la presencia de celulas cancerigenas en las inmediaciones de alguna celula normal, las celulas normales del automata mantienen el estado inicial asignado al modelo antes de su ejecucion. . Segun la hipotesis IX sobre el proceso de crecimiento se establece que una posicion ocupada por una celula tumoral necrotica permanece ocupada por esta los restantes instantes de tiempo.

\*\*\*\*ESTO HAY QUE CAMBIARLO PARA QUE NO SEA IGUAL A LA TESIS DE DARIEN\*\*\*\*

**Definición 0.28** La funcion  $N_{\varepsilon'}{}^t(S(p,t))$ , que recibe una configuracion local S(p,t) en el instante de tiempo t centrada en una celula p, devuelve la cantidad de celulas presentes en la vecindad de dicha configuracion local cuyos estados esten contenido en el subconjunto de estados  $\varepsilon' = e_1, e_2, ..., e_{|\varepsilon'|}$  subconjunto de E

$$N_{\varepsilon'}^{t}(S(p,t)) = AQUI \; HAY \; QUE \; PONER \; LA \; SUMATORIA \; DE \; TODOS \; LOS \; VECINOS$$

**Definición 0.29** La funcion B(s(w,t),e) devuelve el valor 1 si la celula w posee el estado e, 0 en caso contrario. Formalmente se define como:

$$B(s(w,t),e) = 1sis(w,t) = e \ 0 \ en \ caso \ contrario$$

**Definición 0.30** Sea la funcion N(c), que recibe una celula c del espacio regular del automata. Esta devuelve la cantidad de vecinos que tiene la celula segun su posicion, es decir:

# FUNCION DEL NUMERO DE VECINOS DE UNA CELULA C

En el caso que el conjunto  $\varepsilon'$  aparezca en el subindice de la funcion  $N_{\varepsilon}^{\prime t}(S(p,t))$  representado por un solo estado se asume que  $\varepsilon'$  contiene a ese unico estado. Finalmente, la funcion de transicion local se define a continuacion:

# AQUI PONER LA FUNCION DE LA TRANSICION LOCAL PARA EL CASO CELULA NORMALES

Las reglas iniciales se refieren a la dinamica de las celulas normales y necroticas en el conjunto de estados del automata. Segun la hipotesis V, las celulas normales permanecen inalteradas a lo largo del tiempo, a menos que estan en presencia de celulas cancerigenas que puedan desplazarlas. En este caso, estas clulas normales mantendran su estado inicial asignado en el momento de la simulacion. Por otro lado, una celula tumoral necrotica mantendra su estado indefinidamente, como se indica en la condicion s(p,t) = 5.

# 0.4.9. Reglas del crecimiento tumoral

Las reglas que se describen en esta seccion estan relacionadas con el comportamiento de las celulas cancerigenas que forman una masa tumoral. Este comportamiento se determina a partir de un conjunto de suposiciones que definen la naturaleza macroscopica del tumor, así como las interacciones entre las celulas cancerigenas y las celulas normales del tejido.

De acuerdo con las hipotesis I y II, el desarrollo tumoral se divide en etapas avascular y vascular, cada una de las cuales manifiesta comportamientos característicos relacionados con la expresion de las mutaciones representativas del cancer. El crecimiento de un tumor solido se describe en dos fases principales: la fase avascular y la fase vascular.

En la fase avascular, el tumor crece de manera lenta y lineal, sin la capacidad de formar una red vascular propia. Este tipo de tumor es pequeo y limitado en tamao, con un dimetro que no supera los 1 mm. Durante esta etapa, las clulas tumorales crecen en nodos pequennos y claramente visibles, pero no se conectan con la red vascular del husped 1.

En contraste, la fase vascular del tumor se caracteriza por la aparicion de una red vascular propia. Este tipo de tumor crece rapidamente despues de la vascularizacion, expandiendose a un tamanno mucho mayor dentro de un corto periodo de tiempo. Una vez que las celulas tumorales se conectan con la red vascular del huesped, pueden crecer muy rapidamente para inundar el espacio circundante 1.

Es importante destacar que la transicion de la fase avascular a la fase vascular es un indicador de la progresion del tumor, y puede ser un factor importante en la determinacion del pronostico del paciente. Ademas, la fase vascular del tumor puede estar asociada con enfermedades de coagulacion sanguinea graves, lo que hace que el diagnostico correcto sea critico 5. El glioblastoma multiforme (GBM) es un tipo de tumor cerebral agresivo que se desarrolla a partir de una celula cerebral llamada celula glial. Este tumor se caracteriza por su crecimiento rapido y su capacidad para infiltrar los tejidos circundantes, lo que puede causar una variedad de sntomas neuropsiquiatricos 1.

En la etapa inicial, el GBM es un tumor avascular, lo que significa que no tiene una red vascular propia. En esta etapa, el tumor crece de manera lenta y lineal, y se limita a un area

pequenna. A medida que el tumor crece, puede comenzar a invadir el tejido circundante, lo que puede llevar a la formacion de una masa salida 1.

A medida que el tumor crece, puede comenzar a formar una red vascular propia, lo que se conoce como la etapa vascular del tumor. En esta etapa, el tumor puede crecer rapidamente y expandirse a un tamanno mucho mayor. La formación de una red vascular propia permite al tumor crecer mas rapidamente y expandirse a un tamanno mucho mayor 1.

El entorno microscopico y macroscopico del GBM es un factor importante en su progresion. El entorno microscopico del tumor, conocido como el microambiente tumoral (TME), consiste en distintos componentes celulares, incluidas celulas inmunitarias, y no celulares dentro y alrededor del tumor. El TME puede influir en la evolucion tumoral, afectando la evolucion del tumor y, en consecuencia, los resultados del paciente 3.

# QUIZAS UNA TABLA DE COMPARACION ENTRE LA ETAPA AVASCULAR Y VASCULAR A LO MEJOR IGUAL QUE DARIEN PONER EL CICLIO DE VIDA DEL CANCER HABLAR DEL CRECIMIENTO LOGISTICO

En esta seccion, se detalla el procedimiento que se sigue para establecer las reglas que reproducen el crecimiento de un tumor en ambas etapas. El cambio entre las etapas avascular y vascular en un tumor ocurre cuando la poblacion celular alcanza cierto punto o cuando el factor de crecimiento endotelial supera un umbral debido a la falta de oxigeno en el tumor.

#### CAMBIAR LOS SIGUIENTES TEXTOS QUE SON LITERAL COPIA Y PEGA

Como se ha mencionado previamente, la vascularizacin de un tumor es un factor distintivo en su desarrollo, ya que la difusin de nutrientes limita el crecimiento del tumor a un cierto lmite. Es el suministro de nutrientes nuevo que proviene de la neovasculatura la que permite que el tumor contine su crecimiento ms all de dicho limite.

De acuerdo con la hipotesis VIII sobre el desarrollo tumoral en funcion de la poblacion, el modelo asume que la dinamica de un tumor sigue la funcion de crecimiento logistico de Verhulst [36], que se presenta a continuacion:

#### ECUACION DE VERHULST

La poblacion cambia con el tiempo, y este cambio esta influenciado por un factor de crecimiento (r), la poblacion actual (P) y un valor (K) que representa la capacidad de carga del entorno, es decir, la cantidad maxima de individuos que el entorno puede soportar.

La angiogenesis puede entenderse como un aumento en la capacidad de carga del entorno (K) o como un incremento en la tasa de proliferacin celular debido a que la neovasculatura proporciona un metodo de suministro ms eficiente que la difusin de nutrientes. Por lo tanto, la dinamica global del crecimiento se describe con dos expresiones: una para la etapa avascular y otra para la etapa vascular, ambas con sus parametros específicos. Como resultado del anlisis anterior, se propone la siguiente hipotesis

HIPOTESIS: Se asume que la neovasculatura que crece en el interior de un tumor producto de la angiogenesis produce un aumento en la capacidad de carga del entorno y en el ritmo de proliferacion del propio tumor.

Segun las reglas sobre la conservacion del estado de las celulas normales del automata (3.23), estas clulas no cambian de estado a menos que estan en presencia de celulas cancergenas de algun tumor. Esto implica que la regla del crecimiento tumoral puede definirse a partir de esta condicion, es decir, las celulas normales tienen una probabilidad de ser desplazadas de su posicion si se encuentran cerca de una o varias clulas cancerigenas pertenecientes a uno o varios tumores, o

en terminos de la funcion Nn3(S(v,n)); 0. Por lo tanto, las reglas se definen de la siguiente manera:

# FUNCION DE TRANSICION LOCAL PARA LAS CELULAS NORMALES QUE TIENEN EN SU VECINDAD A CELULAS CANCERIGENAS

donde  $C(S(p,t) \in i,4)$  con  $i \in 0,1,2$  son variables aleatorias con la siguiente distribucion de probabilidad:

# PROBABILIDAD DE QUE UNA CELULA NORMAL SE CONVIERTA EN CANCERIGENA

MODIFICAR EL SIGUIENTE TEXTO: Dado que un tumor siempre se expande hacia posiciones adyacentes ocupadas por celulas normales, podemos asumir que la masa tumoral tiene una forma compacta donde cada celula cancerigena tiene en su vecindario a otras celulas cancerigenas, de acuerdo con lo expresado en la hiptesis X sobre la adhesin celular. Esta probabilidad de transicion, segun la concepcion clasica de un automata celular, debe definirse de manera que solo utilice la informacion de la configuracion local para estimar el valor resultante. En el contexto de este modelo, es necesario que la probabilidad incorpore la informacion relacionada con el modelo de crecimiento logstico.

#### 0.4.9.1. Proceso de inferencia de la regla

LO QUE HABLA DARIEN AQUI NO NOS APORTA NADA A NUESTRO CASO Basandose en las hipotesis VIII y XIV sobre el desarrollo tumoral en funcion de la poblacion y la interpretacion de la neovasculatura, se puede inferir que el crecimiento de la poblacion tumoral se describe mediante dos expresiones correspondientes a las etapas avascular y vascular, cada una con sus propios valores del ritmo de crecimiento r y capacidad de carga K. Se puede concluir que ambas etapas tambien tienen valores propios de poblacion inicial P0, donde la poblacion inicial de la etapa vascular P0 se corresponde con la capacidad de carga del entorno durante la etapa avascular P0. De manera similar, se pueden definir a priori valores de probabilidad mximos max para cada una de estas etapas. Finalmente, las probabilidades de transicion, con P1 tenta quedaran como:

# EXPRESION DE VERHULST PARA CUANDO EL TUMOR ESTA EN ETAPA AVASCULAR Y VASCULAR

AQUI VAMOS HABLAR ACERCA DE LA CONCENTRACION DE LAS SUSTANCIAS, OXYGENO VEGF...

#### 0.4.9.2. Regla del surgimiento de celulas madres tumorales

Al incio de la simulacion se encuentra una sola celula tumoral en una posicion aleatoria en el espacio. Esta celula tumoral es de tipo celula madre. La celula tumoral a traves del proceso de quimiotaxis atrae las celulas madres a su alrededor en un radio predefinido. Estas celulas madres al acercarse a la celula tumoral se convierten en celulas proliferativas Emision de la sustancia: La celula tumoral madre emite una sustancia quimica en su entorno. Esta sustancia actua como un señal que atrae a las celulas madre cercanas. Movilidad de las celulas madre: Las celulas madre cercanas comienzan a moverse hacia la celula tumoral madre en respuesta a la señal quimica. Conversion en celulas proliferativas: Una vez que las celulas madre llegan a un punto aleatorio

cercano a la celula tumoral madre, se convierten en celulas proliferativas. Esto permite que la celula tumoral madre continue expandiendose y proliferando.

Como ya se conoce las celulas madres son aquellas celulas que tienen la capacidad de diferenciarse en diversos tipo de celulas especializadas.

El proceso de quimiotaxis en estas celulas es un fenmeno que se dirige en respuesta a un gradiente qumico extracelular. Este fenmeno es esencial en el desarrollo de enfermedades como el cncer, donde las clulas tumorales pueden moverse tanto de manera aleatoria como dirigida. En el caso del glioblastoma multiforme, una clula madre tumoral puede atraer a las clulas madre a su radio a travs de este proceso de quimiotaxis 2.

El proceso de quimiotaxis en las clulas tumorales se compone de tres pasos principales: deteccin qumica, polarizacin y locomocin. En primer lugar, las senales intracelulares polarizadas conducen a la polimerizacin asimtrica de la actina, resultando en la extensin de la membrana celular en la direccin del movimiento. Esto crea una protuberancia en la punta de la clula. Luego, la clula se adhiere a la superficie en la que se est moviendo a travs de la adhesin mediada por integrinas, y finalmente se separa de la superficie y se contrae el borde trasero de la clula 2.

Una vez que las clulas madre estn a un radio de una clula madre tumoral, se acercan debido al proceso de quimiotaxis. Este fenmeno es mediado por una serie de factores que pueden ser mutados en el cncer, lo que sugiere un papel potencialmente importante de la quimiotaxis en el cncer 2.

Una vez que las clulas madre estn cerca de la clula madre tumoral, comienzan a proliferar clulas tumorales. Este fenmeno es mediado por una serie de factores que pueden ser mutados en el cncer, lo que sugiere un papel potencialmente importante de la quimiotaxis en el cncer 2.

Por tanto la regla de surgimiento de celulas tumorales quedaria de la siguiente manera:

# AQUI VA LA PRIMERA REGLA DE TRANSICION LOCAL

$$s(c,t) = R(s(c,t)) \begin{cases} n \in N \\ r \neq 1 \end{cases}$$

$$\begin{cases} n \in N \\ n \in N \\ n \in N \end{cases}$$

#### 0.4.9.3. Proliferación

Para que una célula en el modelo se divida, debe estar en un estado de proliferación. Además, la célula debe haber alcanzado la edad de proliferación para poder dividirse. Si se cumplen estas condiciones, la célula intenta dividirse y coloca una célula hija al azar en una celda vacia en la matriz extracelular. Esta celda debe tener una densidad menor que un valor mínimo preestablecido para permitir la proliferación de la célula en uno de los 26 elementos vecinos del autómata.

$$d_{ECM} < minDensity_{ECM}$$

Si ninguno de los 26 elementos vecinos está vacío, la división celular falla y la célula queda inactiva. Dado que las células cancerosas crecen rápidamente, es plausible suponer que la mayor parte de la energía metabolizada por la célula se utiliza para la división celular. Basándonos en esta suposición, conectamos la edad de proliferación con el metabolismo de las células y modelamos la proliferación celular de la siguiente manera:

La edad de proliferación es seleccionada aleatoriamente de una distribución normal. Esto se puede representar con la fórmula:

$$N(A_p, A_p/2),$$

donde Ap es la edad de proliferación base. Esta distribución normal se utiliza para modelar la variación en la edad de proliferación entre células idénticas. La distribución normal se caracteriza por dos parámetros:

la media (Ap en este caso) y

la desviación estándar (Ap/2 en este caso).

La media es el valor que se espera que obtenga la mayoría de las veces, y la desviacin estándar es una medida de cuánto se dispersan los valores alrededor de la media. Esto significa que la mayoría de las células tendrán una edad de proliferación cerca de la media (Ap), pero algunas células pueden tener edades de proliferación más altas o más bajas debido a la dispersión alrededor de la media. Con cada actualización de la célula, se incrementa un contador interno Xp utilizando una variable aleatoria que puede tomar valores entre 1 y 5.

Cuando una célula alcanza su edad de proliferación (es decir, cuando su contador interno Xp supera a Ap), la célula se divide para formar una nueva célula. Esta división celular es un proceso que requiere energía, por lo que se supone que una célula con una edad de proliferación mas corta (es decir, una célula que alcanza su edad de proliferación más rápidamente) tendrá un metabolismo más alto. [9]

AQUI VA UNA FOTO DE COMO OCURRE LA PROLIFERACION ESTA DEFINICION NO VA AQUI

**Definición 0.31** Sea la funcion  $C_o^t(S(p,t))$ , que recibe una configuracion local S(p,t) en el instante de tiempo t centrada en una celula p, devuelve la concentracion de oxigeno de esta celula

#### ECUACION DE DIFUSION DE LA CONCENTRACION DE OXIGENO

La funcion de transicion local queda de la siguiente manera:

$$s(c, t + 1) = R(s(c, t)) = 4 \text{ si } s(c, t) = 4 \land C_o(s(c, t)) > \theta_{hin}$$

#### 0.4.10. Regla del surgimiento de celulas hipoxicas

Las clulas hipxicas en una simulacin del crecimiento de un tumor a travs de un autmata celular se refieren a las clulas que estn en condiciones de hipoxia, es decir, que no estn recibiendo suficiente oxgeno. La hipoxia es un estado de baja concentracin de oxgeno en los tejidos y puede ser causada por una variedad de factores, incluyendo la obstruccin de los vasos sanguneos, la inflamacin, o la falta de produccin de nuevos vasos sanguneos.

En un autmata celular, las clulas hipxicas pueden ser representadas como un estado específico de las clulas. Por ejemplo, podras tener un estado 'hipxico' en tu autmata celular, y las clulas que entran en este estado podran ser representadas con un color o un smbolo específico en la visualizacin del autmata.

Las clulas hipxicas pueden tener un papel importante en la simulacin del crecimiento de un tumor. Por ejemplo, podran influir en la formacin de nuevos vasos sanguneos, que son esenciales para el suministro de nutrientes y oxgeno a las clulas del tumor. Adems, las clulas hipxicas pueden ser ms susceptibles a la apoptosis (muerte celular programada), lo que podra afectar el crecimiento del tumor.

La hipoxia es un fenotipo de una clula cancerosa en el que la clula se ve privada de un suministro adecuado de oxgeno. La disminucin de la disponibilidad de oxgeno (hipoxia) induce a las clulas cancerosas a producir una cantidad significativamente mayor de VEGF. Las clulas

cancerosas entran en hipoxia cuando los niveles de oxgeno caen por debajo de un umbral específico y entrarn en necrosis si permanecen en ese nivel durante un perodo prolongado.

COPIA Y PEGA Cuando una clula tumoral satisface la condicin de supervivencia pero no hay espacio vecino para que prolifere, quedar inactiva.

**Definición 0.32** Sea la funcion  $N_t(c)$ , que recibe una celula del automata celular, la cantidad total de vecinos que tiene esta celula.

$$N_t = \sum_{1}^{26}$$

Funcion de transicion local de una celula proliferativa a una celula hipoxica queda de la siguiente manera:

$$s(c,t+1) = R(s(c,t)) = \begin{cases} 6 & si \quad s(c,t) = 4 \quad \land \quad \theta_{nec} \leq C_o(s(c,t)) < \theta_{hip} \\ 6 & si \quad s(c,t) = 8 \quad \land \quad N_4^t(s(c,t)) + N_5^t(s(c,t)) + N_6^t(s(c,t)) + N_7^t(s(c,t)) = N_t(c) \end{cases}$$

funcionde transicion local, aqui es para que una celula cambia de estado proliferativo a estado hipoxico

#### 0.4.10.1. Concentracion del factor de crecimiento endotelial

Las celulas endoteliales se ven como reemplazos del flujo sanguineo, ya que son las encargadas de proporcionar nutrientes. Para prevenir la entrega de nutrientes por parte de las celulas endoteliales que estan en vasos separados del vaso principal, solo las celulas endoteliales que estan en bucles anastomaticos, como se menciona en Antecedentes biologicos, .entregan"nutrientes. Los nutrientes son consumidos por las celulas tumorales, excepto por las celulas no viables, es decir, las celulas moribundas y necroticas. Cuando el nivel de nutrientes local cae por debajo del umbral H, las celulas tumorales se vuelven hipoxicas y liberan VEGF para desencadenar el crecimiento de nuevos vasos sanguineos. Durante este proceso, se consume VEGF, disminuyendo la concentracion disponible en el ambiente. Con estos supuestos, las concentraciones de nutrientes y VEGF, ( ( x , t )) y ([ VEGF ]( x , t )), respectivamente, se rigen por las siguientes ecuaciones de reaccion-difusion:

**Definición 0.33** Se define la funcion  $S_{VEGF}(c,t)$  como la fuente del factor de crecimiento angiogenico y satisface la siguiente ecuacion:

$$S_{VEGF}(c,t) = \zeta_{VEGF}(c,t)$$

**Definición 0.34** Se define la funcion  $U_{VEGF}(c,t)$  como la absorcion de oxygeno de las celulas del automata y satisface la siguiente ecuacion:

$$U_{VEGF}(c,t) = 2\pi * R(c,t) * Pe_{VEGF} * C_{VEGF}(c,t)$$

**Definición 0.35** Se define la funcion  $\zeta_{VEGF}(c,t)$  como la absorcion de oxygeno de cada tipo de celula del automata y satisface la siguiente ecuacion:

$$\zeta_{VEGF}(c,t) = \begin{cases} \phi & si & s(c,t) = 6 \\ \frac{\phi}{2} & si & s(c,t) = 5 \\ \frac{\phi}{6} & si & s(c,t) = 7 \\ \frac{\phi}{8} & si & s(c,t) = 4 \\ 0 & e.o.c \end{cases}$$

**Definición 0.36** Se define la funcion  $W_{VEGF}(c,t)$  como el desperdicio del factor de crecimiento de las celulas del automata y satisface la siguiente ecuacion:

$$W_{VEGF}(c,t) = w_{VEGF} * C_{VEGF}(c,t)$$

donde  $w_{VEGF}$  es el desperdicio predefinido de una celula

**Definición 0.37** Se define la funcion  $\Delta C_{VEGF}(c,t)$  que satisface la siguiente ecuacion:

$$\Delta C_{VEGF}(c,t) = \left(\sum_{\forall c' \in N(c)}^{26} C_{VEGF}(c',t)\right) - 26 * C_{VEGF}(c,t)$$

**Definición 0.38** Teniendo en cuenta las definiciones anteriores se describe la ecuacion de concentracion del factor de crecimiento  $C_{VEGF}(c,t)$  en la siguiente expresion:

$$C_{VEGF}(c,t+1) = C_{VEGF}(c,t) + \frac{D_{VEGF}*\Delta t}{\Delta S^2} (\Delta C_{VEGF}(c,t)) - U_{VEGF}(c,t) + S_{VEGF}(c,t) - W_{VEGF}(c,t)$$

donde  $D_{VEGF}$  es el coeficiente de difusion de oxygeno;  $\Delta t$  el tiempo y  $\Delta S$  el tamanno del espacio regular.

#### 0.4.11. Regla del surgimiento de celulas necroticas

Las clulas necrticas en una simulacin del crecimiento de un tumor a travs de un autmata celular se refieren a las clulas que han muerto o se han descompuesto. En un contexto de crecimiento tumoral, las clulas necrticas pueden surgir de varias formas, como el estrs metablico, la inhibicin de la sealizacin de crecimiento, o la apoptosis (muerte celular programada).

En un autmata celular, las clulas necrticas pueden ser representadas como un estado específico de las clulas. Por ejemplo, podras tener un estado 'muerta' o 'necrtica' en tu autmata celular, y las clulas que entran en este estado podran ser representadas con un color o un smbolo específico en la visualizacin del autmata.

Las clulas necrticas pueden tener un papel importante en la simulacin del crecimiento de un tumor. Por ejemplo, podran influir en la formacin de nuevos vasos sanguneos, que son esenciales para el suministro de nutrientes y oxgeno a las clulas del tumor. Adems, las clulas necrticas pueden liberar sustancias qumicas que pueden afectar la respuesta inmune y la inflamacin, que son factores clave en el crecimiento y la progresin del tumor.

La muerte celular puede manifestarse de dos formas distintas en el modelo. Si una clula intenta utilizar ms oxgeno o glucosa de la que est disponible en el punto de la red donde se ubica, morir de inanicin (necrosis). El otro mecanismo es por apoptosis, que ocurre si el nodo de apoptosis de la red recibe la respuesta ms potente.

La necrosis es una forma de dao en las clulas cancerosas que lleva a la muerte temprana de las clulas del tejido vivo debido a la autlisis. Por el contrario, la apoptosis es una muerte celular programada y dirigida de forma natural. El nico efecto de este fenotipo ser la ocupacin de un punto de la cuadrcula y, por lo tanto, otras clulas no pueden ingresar en este punto de la cuadrcula. Al ocurrir necrosis, la clula necrtica no solo permanece en el entorno de simulacin sino que tambin se mantiene inmutable ante cualquier cambio. 4 5.

COPIA Y PEGA Cuando la concentracion de oxgeno local en el sitio del tumor es menor que el umbral de supervivencia celular ?surv , la clula tumoral se marca como una clula necrtica y no ser revisada en el siguiente paso.

La funcion de transicion local queda de la siguiente manera:

$$s(c, t+1) = R(s(c, t)) = 6 \text{ si } s(c, t) = 5 \land C_o(s(c, t)) \le \theta_{nec}$$

### 0.4.12. Regla del surgimiento de celulas migratorias

El conjunto de reglas presentadas en esta seccion describen el comportamiento de las celulas cancerigenas migratorias, desde su origen hasta su movimiento a traves de la matriz extracelular del tejido que las soporta. En la seccion 2.7 se describieron los cambios que debe experimentar una celula cancerigena tumoral para transformarse en una celula migratoria, que incluyen la perdida de la capacidad de adhesion celular y modificaciones en la matriz de interaccion intercelular. El movimiento es posible gracias a los cambios en la matriz de interaccion que provocan la expresion de proteinas involucradas en el control de la movilidad y la supresion de reguladores de la migracion. En esta seccion se definen las reglas que se relacionan con el surgimiento de estas celulas para definir en secciones posteriores el proceso de migracion y metastasis.

#### COPIA Y PEGA

En el presente modelo se considera que una celula tumoral al llevar a cabo su division tiene la posibilidad de generar un descendiente que presente las mutaciones relacionadas con la migracion, y de acuerdo a la localizacion.

Para definir la regla que reproduce el surgimiento de celulas migratorias en la frontera del tumor, procedemos siguiendo las ideas adoptadas en la concepcion de las reglas anteriores: definir el criterio de seleccion en base al estado de la configuracion local y la probabilidad de transicion en base a la informacion del modelo continuo. Segun la primera situacion, la descendencia de una celula cancerigena tiene la probabilidad de expresar un comportamiento migratorio si pertenece a la frontera de un tumor en un estado avanzado de su desarrollo.

# HABLAR PORQUE SURGE LA MIGRACION CELULAR

La funcion de transicion local queda de la siguiente manera:

$$s(c, t+1) = R(s(c, t)) = A_8(S(c, t))$$
 si  $s(c, t) = 4 \land N_1 0^t(c, t) > 5$ 

#### 0.4.12.1. Reglas de la migracion

En el contexto de nuestro modelo, es crucial reproducir la migracion de celulas cancerigenas con cierto grado de flexibilidad y rangos de movimiento variables. En este sentido, la idea de algunos investigadores [18, 20] ha sido definir vecindades de interaccion con un radio de accion mayor o parametros del modelo que indiquen la capacidad de movilidad de las celulas.

Con este proposito, se conceptualiza un parametro para el procedimiento de actualizacion mig N que se corresponde con el rango maximo del movimiento. Una celula migratoria puede ser seleccionada para su actualizacion un numero de veces potencialmente igual al valor de mig.

La incorporacion de este parametro y del conjunto de actualizacion CAmig(G) al algoritmo mostrado en 5 posibilita la reproduccion de forma mas realista del movimiento de las celulas cancerigenas.

Los movimientos variables son posibles gracias a la configuración de vecindad utilizada mediante la posibilidad de que una celula migratoria avance a una celda del automata mas distante

ALGORITMOS DE ACTUALIZACION DEL AUTOMATA CELULAR TENIENDO EN CUENTA LAS CELULAS MIGRATORIAS

La celula cancerigena utiliza tres elementos distintivos para llevar a cabo su desplazamiento a traves de la matriz extracelular hasta penetrar el sistema circulatorio. Estos elementos son esenciales ya que todos cumplen una funcion especifica en la migracion. El primer de estos elementos es que una celula migratoria avanza a traves de la matriz extracelular gracias a un proceso de degradacion que consiste en la disminucion de la densidad o rigidez de este medio, posibilitando su ocupacion posterior. Este proceso ha sido estudiado por varios autores con anterioridad [20, 39, 40] y se verifica que constituye el mecanismo que posibilita el movimiento de las celulas migratorias.

Sin embargo, la direccin del movimiento se determina a travs de la variacin de la concentracin de los nutrientes del entorno. Las clulas cancergenas tienden a desplazarse aumentando la distancia a la masa tumoral de la que se desprendieron, ya que esta consume la mayora de los nutrientes del entorno circundante y avanza en la direccin de donde provienen los nutrientes de la difusin [20, 41]. Finalmente, la capacidad de la clula cancergena para sortear los distintos obstculos que se presentan a lo largo del trayecto est dada por los distintos modos de migracin que presentan. Su estrategia consiste en poder alternar entre estos modos de forma tal que cada uno sirve para enfrentarse a una situacin concreta.

#### ALGORITMO PARA ACTUALIZAR LAS CELULAS MIGRATORIAS

El conjunto de reglas presentado aqu utiliza una implementacin conocida en la literatura [6], que se conoce como intercambio de estados. En un modelo de actualizacin secuencial que representa el movimiento de partculas, es como que al efectuarse un desplazamiento los estados de la clula origen y destino se intercambien mediante una actualizacin simultnea de las dos clulas involucradas.

De esta manera, la posicin origen quedara ocupada por la clula destino del movimiento y la posicin destino quedara ocupada por la clula que se desplaz. Una clula migratoria que haya sido elegida para su actualizacin puede encontrarse en tres situaciones distintas: que en su vecindad inmediata no existan posiciones que puedan ser elegidas como destino de su movimiento, lo que significa que est inmvil, o que en su vecindad inmediata existan posibles destinos de su movimiento.

### EXTENSION DE LA FUNCION DE TRANSICIN LOCAL

Si la clula v est inmvil, su estado final corresponde al valor que toma la variable aleatoria 4((v, n)). Si este valor es 2, se asume que la existencia de la clula migratoria v ha terminado y la posicin que dej es ocupada por el estroma. Si el valor es 4, la clula migratoria v contina existiendo pero permanece inmvil. La capacidad de supervivencia de la clula migratoria v est determinada por la probabilidad de transicin 1 4((v, n) 2), de ah que 4((v, n) 2) se corresponda con la probabilidad de muerte celular. Si la clula v tiene posibilidades de realizar un desplazamiento, la posicin que ocupaba v tomar el valor 2 del conjunto de estados correspondiente con el estroma como resultado del intercambio de estados. Cuando se aplica la regla del desplazamiento, el estado de la clula destino w se actualiza simultneamente como se muestra a continuacin:

#### EXPRESION DE LA ACTUALIZACION DEL ESTADO DE MIGRACION

El proceso de seleccin de la posicin de destino comienza evaluando la funcin (3.78) en la clula v en el momento actual, lo que resulta en un conjunto de posibles destinos de la forma Dmig(v, n) = w1, w2, ..., wm, donde m = -Dmig(v, n). Segn la hiptesis XX sobre el sesgo direccional de la migracin, la direccin del movimiento se determina basndose en los vectores de concentracin de nutrientes del conjunto B. Entre la clula migratoria v y cada una de las clulas destino del conjunto Dmig(v, n) se forman vectores de desplazamiento, y para cada uno de estos vectores se estima la probabilidad de que la clula v lo seleccione como la direccin final del movimiento. Esta probabilidad se determina como la mxima similitud coseno alternativa entre cada vector de direccin v los vectores de concentracin de nutrientes. Estamos en condiciones de definir la funcin para la seleccin de la posicin de destino:

La funcion de transicion local queda de la siguiente manera:

$$s(c, t+1) = R(s(c, t)) = 7 \text{ si } s(c, t) = 7 \land N_1 0^t(c, t) > 1 \land C_0(c, t) \ge \theta_h i p$$

Cuando cambia el estado de una celula normal a una celula cancerigena?

Cuando cambia el estado de una celula cancerigena?

Las sustancias como el oxgeno, la degradacin extracelular y el factor de crecimiento endotelial son fundamentales para la simulacin del crecimiento de un tumor a travs de un autmata celular debido a su papel crucial en el entorno celular y en el proceso de crecimiento y desarrollo celular. El oxgeno es un componente esencial de la clula, ya que es necesario para la respiracin celular y para la produccin de energa. En un tumor, el alto nivel de actividad metablica y la alta tasa de proliferacin celular pueden llevar a un aumento en la demanda de oxgeno, lo que puede influir en la formacin y crecimiento del tumor 1. La degradacin extracelular se refiere a los procesos quimicos que descomponen las clulas y los tejidos. Durante el crecimiento de un tumor, los niveles de degradacin extracelular pueden aumentar debido a la muerte celular y a la reparacin de tejidos. Estos cambios pueden afectar a las clulas tumorales y a su entorno, lo que puede influir en el crecimiento y desarrollo del tumor 2.

#### 0.4.12.2. Coopcion de vasos

Las pseudoempalizadas estan fisiopatologicamente vinculadas con la hiperplasia microvascular adyacente, la cual puede expresar altos niveles de reguladores angiogenicos e inducir angiogenesis tumoral. Ademas, la çooptacion" de redes de vasos preexistentes es un factor importante en la progresion del glioma. Holash et al [6] mostraron que los gliomas C6 mas pequennos, solo una semana despues de la implantacion, estaban bien vascularizados por cooptacion de vasos sanguneos preexistentes. Experimentos adicionales [7 - 9] mostraron que cuando se implantaba una pequenna cantidad de celulas tumorales en tejido sano, lograban cooptar y migrar a lo largo de los vasos del huesped, produciendo muchas sustancias quimicas, como factores de crecimiento endotelial vascular (VEGF), Ang -1, Ang-2, para alterar el microambiente alrededor de los vasos del huesped. Estos pueden inducir cambios inmaduros en la vasculatura del tejido del huesped, incluyendo la dilatacion de los vasos, el incremento de la permeabilidad capilar y la tortuosidad. Con el crecimiento del tumor, las celulas cancerosas migran a lo largo de los vasos sanguineos, comprimiendolos y desestabilizandolos, lo que resulta en la regresion de los vasos y una disminucion de la perfusion sanguinea.

#### 0.4.12.3. Flujo Sanguineo

En los ltimos aos, se han desarrollado varios modelos numricos para el estudio del flujo sanguneo cerebral en una red vascular cerebral humana anatmicamente precisa. Sin embargo, estos modelos generalmente se disearon para analizar la perfusin sangunea en el cerebro en condiciones

fisiolgicas normales, sin tener en cuenta el efecto combinado del flujo de lquido intersticial y el flujo transvascular a travs de la red capilar. El modelo hemodinmico en este estudio se basa en nuestro trabajo anterior sobre el modelado acoplado del flujo sanguneo intravascular con el flujo de lquido intersticial. En resumen, la ecuacin bsica para el flujo sanguneo intravascular es la concentracin del flujo y el flujo incompresible en cada nodo. Se utilizaron la ley de Poiseuille, la ley de Darcy y la ley de Starling para regular la resistencia al flujo intravaso, el flujo intersticial y el flujo transvaso, respectivamente. La viscosidad de la sangre es funcin del dimetro de los vasos, el hematocrito local y la viscosidad del plasma. Adems, la distensibilidad de los vasos y el esfuerzo cortante de la pared se correlacionan con la remodelacin y el colapso de los vasos, lo que se explicar en detalle en la siguiente seccin. [10]

**Definición 0.39** Sea  $Q_v$  el caudal vascular sin fuga de liquido. Siguiendo la Ley de Darcy,  $Q_v$  cumple con la siguiente ecuacion

$$Q_v = \frac{\pi R^4 \Delta P_v}{8\mu \Delta l}$$

donde  $\Delta l$  y R son la logitud y radio medios del segmento del vaso.  $P_v$  es la presion intravascular.

**Definición 0.40** Sea  $Q_t$  el caudal transvascular. Siguiendo la Ley de Darcy,  $Q_t$  cumple con la siguiente ecuacion

$$Q_t = 2\pi R \Delta l L_p (P_v - P_i - \sigma_T (\pi_v - \pi_i))$$

donde  $L_p$  es la permeabilidad hidraulica de la pared del vaso,  $P_i$  es la presion intersticial,  $\sigma_T$  es el coeficiente de reflecion osmotica promedio para las proteinas plasmaticas;  $\pi_v$  y  $\pi_i$  son la presion osmotica coloide del plasma y del liquido intersticial, respectivamente.

Definición 0.41 Sea Q el caudal de cada segmento del recipiente

$$Q = Q_v - Q_t$$

donde Q tiene un valor cero en cada nodo de la red del recipiente debido al supuesto de conservacion del flujo y flujo incomprensible.

La investigacin tanto experimental como clnica ha demostrado que el dimetro de los microvasos se expande en respuesta a los factores de crecimiento. Dme y sus colegas [10] descubrieron que una sola clula tumoral puede provocar cambios drsticos en la vasculatura del tejido del husped en un modelo de ratn de angiognesis glomeruloide. En nuestro modelo, consideramos que la dilatacin de los vasos es el primer indicador de que un vaso preexistente se convierte en un vaso inmaduro. Sin embargo, la dilatacin y la compresin de los vasos son fenmenos interconectados en nuestro modelo, como se ilustra en la Figura 4. En resumen, una alta concentracin de VEGF local provocar que un segmento de vaso dentro del tumor se dilate, lo que provocar un aumento en la permeabilidad de la pared del vaso y una disminucin en la presin de colapso del vaso. De esta manera, el vaso puede comprimirse debido al aumento de la presin intersticial. Un vaso con un dimetro alterado influir en la tensin de corte de la pared local (WSS). Suponemos que un segmento de embarcacin colapsar si el WSS local es demasiado bajo durante un perodo prolongado.

COPIA Y PEGA Un segmento de vaso dentro del tumor que tiene una concentracin de VEGF mayor que un umbral ? VEGF aumentar su radio R con una velocidad de 0.40 ?m/h, que se detendr cuando el radio del vaso alcance el valor mximo de R max = 10 ?m. Al mismo tiempo, la permeabilidad de la pared del vaso L p aumenta en un vaso de dilatacin y satisface

**Definición 0.42** Sea  $L_p$  la permeabilidad hidraulica de la pared del vaso. En cada segmento del vaso, teniendo en cuenta la dilatación del radio de este, se cumple:

$$L_p \left\{ egin{array}{ll} L_P^T(rac{R}{R_{max}}), & vaso & inmaduro \ \\ L_P^N, & vaso & maduro \end{array} 
ight.$$

donde  $L_P^N$  es el valor inicial de  $L_P$ , es decir el valor de la permebilidad del vaso en un tejido normal;  $L_P^T$  es el valor maximo de  $L_P$  segun los experimentos del valor de la permeabilidad de los vasos en un microvaso tumoral.

El valor de presin que provocar el colapso de un vaso se denomina Pc, que refleja la capacidad de un segmento de vaso para mantenerse estructuralmente intacto bajo la diferencia de presin transpared. En este estudio, los valores iniciales de Pc se establecieron para cada buque de acuerdo con el orden de Strahler del segmento de buques en la red de buques preexistente. El buque con mayor dimetro tiene un Pc inicial ms alto. Cuando las clulas de glioma incrustadas alteran el microambiente local, la Ang-2 se regula positivamente en los buques cooptados, lo que provoca la desestabilizacin de la pared del buque, es decir, el desprendimiento de pericitos del tubo endotelial [6]. Dado que la concentracin de Ang-2 y la densidad de pericitos no estn incluidas en este modelo, suponemos que Pc disminuye al aumentar la permeabilidad de la pared vascular Lp en el buque inmaduro.

**Definición 0.43** Sea P<sub>c</sub> la presion de colapso de un segmento

$$P_c = P_c^{min} \frac{L_P^T}{L_P}$$

donde  $P_c^{min}$  es la presion de colapso mas pequenna que puede tener un segmento de vaso inmaduro.

#### COPIA Y PEGA

Para un vaso preexistente, una vez que se produce la dilatacin del vaso, el segmento del vaso se trata como un vaso inmaduro con L p aumentada y P c disminuida. En la simulacin, la distensibilidad de la pared del vaso se define por el radio que cambia bajo la influencia de las presiones intravascular e intersticial y la presin de colapso segn la ecuacin emprica de Netti et al [51].

**Definición 0.44** La distensibilidad de la pared del vaso se define por el radio que cambia bajo la influencia de las presiones intravascular e intersticial y la presion de colapso segun la ecuacion empirica de Netti [10]:

$$R \begin{cases} R_0(\frac{P_v - P_i + P_c}{E})^b, & vaso & inmaduro \\ R_0, & vaso & maduro \end{cases}$$

donde  $R_0$  es el radio de origen del capilar; b es el exponente de cumplimiento; E es el coeficiente de cumplimiento

#### COPIA Y PEGA

Segn las ecuaciones anteriores, cuando el segmento del vaso se vuelve inmaduro, L p aumentar, lo que provocar una menor P c y, en consecuencia, Pi aumentar ; ambos cambios pueden provocar la compresin del vaso. Un recipiente comprimido, por otro lado, inducir una mayor resistencia al

flujo y un flujo menor, lo que luego disminuir el nivel de tensin cortante de la pared (WSS) del recipiente. El colapso del vaso se producir segn los criterios WSS (como se describe a continuacin) o una reduccin significativa de R.

Como se defini en nuestro trabajo anterior y el de otros, ese vaso colapsar debido a un largo perodo de bajo estado de WSS en el que la apoptosis de EC domina el proceso de colapso [ 28 - 30 ]. WSS se utiliza para estimar este tipo de regresin de vasos.

Definición 0.45 El WSS de un segmento vascular se puede calcular como:

$$wss = \frac{\Delta P_v R}{2\Delta l}$$

Suponemos que un recipiente en circulacin, que est rodeado por los TC, colapsar con una probabilidad predefinida si el valor de WSS en el recipiente es i1/2f 0, donde f 0 es el valor medio de WSS en los recipientes de orden 3 de Strahler. en todo el modelo. Se supone que la probabilidad es proporcional a la duracin del WSS bajo en el barco, i . es decir , cuanto ms tiempo experimente el buque el WSS bajo, ms probable ser que colapse si se cumple el criterio.

#### 0.4.12.4. Angiogenesis

La angiognesis se refiere a la formacin de nuevos capilares sanguneos a partir de vasos preexistentes, un paso esencial en el crecimiento y la metstasis del cncer. La tumorignesis es un
ejemplo perfecto de un fenmeno de patrn de tejido emergente que depende de muchos tipos
de clulas, tanto de comportamiento celular normal como anormal. Los modelos de angiognesis se dividen en tres categoras: modelos de crecimiento de la vasculatura sin tumores u otras
clulas tisulares, modelos de crecimiento de la vasculatura solo con clulas tumorales y modelos
de crecimiento de la vasculatura con clulas tumorales y de tejido sano. Las vasculaturas del
sistema proporcionan a las clulas (agentes) los materiales (oxgeno, glucosa, TGF? y TNF?) que
necesitan para sobrevivir. Una vez vascularizado, el cncer tiene acceso a una enorme fuente de
nutrientes y se produce un rpido crecimiento. Por otro lado, VEGF estimula el crecimiento de
un nuevo suministro de sangre desde la vasculatura del husped mediante angiognesis. En esta
seccin, presentamos un modelo de angiognesis y crecimiento de tumores vasculares.

#### 0.4.12.5. Reglas del surgimiento de las celulas endoteliales

#### Rama

Las clulas endoteliales que guan los brotes vasculares son llamadas clulas de la punta endotelial. Estas clulas de la punta toman la decisin sobre la rama del vaso, por lo tanto, definen la ruta en la que el nuevo brote crecer. En nuestro modelo, las clulas de punta dan vida a dos nuevas cras en dos lugares vacos de la cuadrcula en el vecindario de Moore de su madre de acuerdo con las Ecuaciones 1 y 2.

#### Expansion:

Las clulas de la punta son las clulas fundamentales de los brotes; dirigen a las siguientes clulas endoteliales (clulas de tallo) y detectan su entorno en busca de indicaciones de orientacin. A medida que las clulas de la punta abandonan el vaso sanguneo existente, las clulas del tallo continan para brotar. A medida que la clula de la punta se mueve adelante, se forma una nueva clula del tallo detrs de ella.

#### Brote

Las clulas de la punta son las clulas principales de los brotes; dirigen a las siguientes clulas endoteliales (clulas de tallo) y detectan su entorno en busca de indicaciones de orientacin. A

medida que las clulas de la punta abandonan el vaso sanguneo existente, las clulas del tallo continan para brotar. A medida que la clula de la punta se mueve adelante, se forma una nueva clula del tallo detrs de ella.

# 0.4.12.6. Densidad de la celulas endoteliales

Definición 0.46 ECUACION DE DENSIDAD DE LAS ENDOTELIALES

# 0.4.12.7. Reglas del surgimiento de la neovasculatura

# Bibliografía

- [1] Kaja Urbaska, Justyna Sokoowska, Maciej Szmidt, and Pawe Sysa Glioblastoma multiforme an overview 2014; 18(5): 307312. doi: 10.5114/wo.2014.40559.
- [2] Maria-Del-Mar Inda, Rudy Bonavia, Joan Seoane Glioblastoma multiforme: a look inside its heterogeneous nature 2014 Jan 27;6(1):226-39. doi: 10.3390/cancers6010226.
- [3] Ricardo Gmez-Oliva1, Samuel Domnguez-Garca1, Livia Carrascal2, Evolution of Experimental Models in the Study of Glioblastoma: Toward Finding Efficient Treatments 2014 Volume 10 2020. https://doi.org/10.3389/fonc.2020.614295.
- [4] A. Tejera-Vaquerizo, J. Cañueto, A. Toll, J. Santos-Juanes, A. Jaka Estimated Effect of COVID-19 Lockdown on Skin Tumor Size and Survival: An Exponential Growth Modele 2020 Oct; 111(8): 629638. doi: 10.1016/j.ad.2020.05.001.
- [5] Alejandro Guerra Gonzlez, Eduardo Silva, Sheyla Montero *Metástasis: un hito para el conocimiento, un reto para la ciencia* Ciudad de la Habana ene.-mar. 2020.
- [6] María Rosa Durán Análisis de modelos matemáticos de crecimiento tumoral España 2016.
- [7] Ibrahim M. Chamseddine and Katarzyna A. Rejniak *Hybrid modeling frameworks of tumor development and treatment* 2020 Jan-Feb; 12(1): e1461. . doi: 10.1002/wsbm.1461.
- [8] Subramanian, S., Gholami, A. & Biros, G Simulation of glioblastoma growth using a 3D multispecies tumor model with mass effect J. Math. Biol. 79, 941967 (2019). https://doi.org/10.1007/s00285-019-01383-y.
- [9] P. Gerlee and A.R.A. Anderson An Evolutionary Hybrid Cellular Automaton Model of Solid Tumour Growth J Theor Biol. 2007 Jun 21; 246(4): 583603. doi: 10.1016/j.jtbi.2007.01.027.
- [10] Yan Cai, Jie Wu, Zhiyong Li, and Quan Long Mathematical Modelling of a Brain Tumour Initiation and Early Development: A Coupled Model of Glioblastoma Growth, Pre-Existing Vessel Co-Option, Angiogenesis and Blood Perfusion 2016 Mar 2. doi: 10.1371/journal.pone.0150296.