Maestría y Doctorado en Ciencia de la Computación

Inteligencia Artificial

Dendritic Cell Algorithm - DCA

Dr. Edward Hinojosa Cárdenas ehinojosa@unsa.edu.pe 10 de Octubre del 2020



Índice



Objetivos del Curso

Sistemas Inmunes Artificiales

Danger Theory

Dendritic Cells

Dendritic Cell Algorithm

Objetivos del Curso

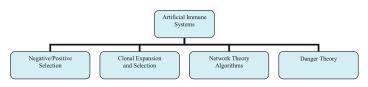


- ► Conocer, comprender e implementar algoritmos evolutivos para resolver problemas complejos.
- ► Conocer, comprender e implementar algoritmos de inteligencia de enjambre para resolver problemas complejos.
- ► Conocer, comprender e implementar algoritmos inmunes artificiales para resolver problemas complejos.
- ► Conocer, comprender e implementar sistemas basados en lógica difusa para resolver problemas complejos.

Sistemas Inmunes Artificiales



Los algoritmos AIS más comunes pueden agruparse en cuatro categorías:



Taxonomy of main AIS algorithms



► El potencial para desarrollar algoritmos usando una metáfora de la teoría del peligro fue identificado por primera vez por Aickelin et al. [1] [2].



Figure: Profesor Uwe Aickelin

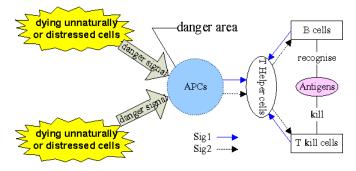


► La esencia de la Teoría del Peligro es que el Sistema Inmune no responde ingenuamente a todo lo que no es propio, sino que se desencadena por el peligro y, en particular, por las señales químicas que se producen cuando una célula muere por una muerte no natural, debido al estrés celular o al ataque de un patógeno.



- ► Un papel clave en el desencadenamiento de una respuesta del Sistema Inmune lo desempeñan las células presentadoras de antígenos (Antigen-Presenting Cells - CPA), que pueden recoger antígenos, incluidos los potencialmente antígenos de un patógeno nocivo, en las proximidades de una célula dañada.
- ► Estas APC pueden estimular las células T, que a su vez pueden estimular el proceso de expansión clonal de las células B.



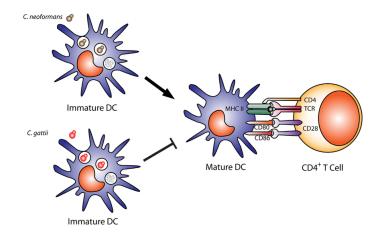


Architecture of DT



- Uno de los principales tipo de APC son las Células Dendríticas (Dendritic Cells - DC), y las actividades de estas células han inspirado el algoritmo de la célula dendrítica (Dendritic Cell Algorithm - DCA) que puede aplicarse para la detección de anomalías.
- Las células dendríticas son capaces de recoger antígenos junto con cualquier señal de peligro que surja en su entorno local, y luego integrar estas señales para determinar si el entorno es realmente peligroso o no.

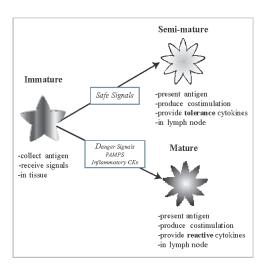






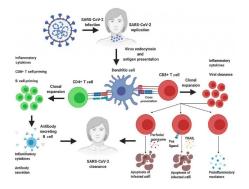
- ► Las DC tienen tres estados: inmaduro, semimaduro y maduro. En su estado inmaduro, las DCs recolectan antígenos y monitorean señales de las células locales, señales de peligro de las células necróticas y señales de seguridad de las células que mueren de manera controlada.
- ▶ Dependiendo de la concentración de estas señales, las CD se vuelven semimaduras (dominan las señales seguras) o maduras (dominan las señales de peligro), y migran a los ganglios linfáticos.







► En los ganglios linfáticos interactúan con las células T colaboradoras a las cuales presentan el antígeno produciendo así una respuesta del Sistema Inmune.





- ► En el DCA se consideran típicamente tres clases de señales, y cada una de ellas se inspira ampliamente en los mecanismos del Sistema Inmune.
 - PAMPs (Pathogen-Associated Molecular Patterns): La presencia de PAMPs suele indicar una situación anómala.
 - Señales seguras (Safe Signals SS): La presencia de señales seguras indican (casi con certeza) que no existen anomalías.
 - Señales de peligro (Danger Signals DS): La presencia de señales de peligro puede o no indicar una situación anómala, sin embargo la probabilidad de una anomalía es mayor que en circunstancias normales.



- Las DCs actúan como una población de multisensores que pueden fusionar las señales anteriores en su entorno local y producir diferentes señales de salida en función de las señales de entrada que reciben.
- A medida que el algoritmo se ejecuta, las DCs aprenden a asociar diferentes grupos de antígenos con señales específicas. Esto le permite etiquetar un antígeno como normal o anómalo.



Algorithm 1 DC life cycle

- 1: InitializeDC
- 2: //The DC is in the tissue
- 3: while CSM output signal < Migration Threshold do</p>
- 4: get antigen;
- 5: store antigen;
- get current values for input signals;
- update cumulative output signals;
- 8: end while
- 9: //The DC enters the lymph node
- 10: if semi-mature output signal > mature output signal then
- 11: set cell state as semi-mature;
- 12: else
- 13: set cell state as mature;
- 14: end if
- 15: //The DC dies and communicates the information collected
- 16: kill cell



- CSM (Costimulatory signal): Representa la señal que decide la migración DC al nodo linfático.
- ► Semi-mature signal: Representa la tendencia de la DC a representar normalidad.
- Mature signal: Representa la tendencia de la DC a representar anormalidad.



▶ Base de Datos: UCI Wisconsin Breast Cancer que contiene 2 clases (benigno y maligno). Sin valore faltantes.



Breast Cancer Wisconsin (Original) Data Set

Download: Data Folder. Data Set Description

Abstract: Original Wisconsin Breast Cancer Database



Data Set Characteristics:	Multivariate	Number of Instances:	699	Area:	Life
Attribute Characteristics:	Integer	Number of Attributes:	10	Date Donated	1992-07-15
Associated Tasks:	Classification	Missing Values?	Yes	Number of Web Hits:	613615



Data ID	СТ	CS	CH	AD	EP	BN	CO	NN	MM	Class
234	8	7	4	4	5	3	5	10	1	1
235	5	10	10	10	10	2	10	10	10	1
236	5	7	4	1	6	1	7	10	3	1
237	3	10	7	8	5	8	7	4	1	1
238	5	10	10	10	4	10	5	6	3	1
239	5	10	10	3	7	3	8	10	2	1
240	5	4	4	5	7	10	3	2	1	2
241	6	8	8	1	3	4	3	7	1	2
242	4	1	1	3	2	1	3	1	1	2
243	2	1	2	1	2	1	3	1	1	2

Table: Ten lines of the UCI Wisconsin Breast Cancer Data set, where Clump Thickness = CT, Cell Size = CS, Cell Shape = CH, Adhesion = AD, Epithelial Cell Size = EP, Bare Nuclei = BN, Chromatin = CO, Normal Nucleoli = NN, Mitoses = MM.



- ► Todos los atributos en este conjunto de datos no son iguales, algunos son más importantes que otros.
- Para este ejemplo vamos a considerar un atributo para calcular los valores PAMPs y SSs.
- ► El uso de un atributo para estas dos señales requiere que se establezca un nivel de umbral: los valores mayores que este se pueden clasificar como una señal segura, mientras que los valores por debajo de este nivel se usarían como una señal PAMP.
- Utilizaremos el atributo Clump Tickness (CT) (esta información la debe brindar un experto o previo análisis).



Algorithm: Process for calculating PAMP and safe signals

if value > median then

value is a safe signal;

safe signal value = |mean - attribute value|;

PAMP signal value = 0;

else

value is a PAMP signal;

PAMP signal value = |mean - attribute value|;

safe signal value = 0;

end

Statistic	CT	CS	СН	AD	EP	BN	CO	NN	MM
mean	4.42	3.19	3.20	2.80	3.22	3.50	3.42	2.86	1.59
madian	4	1	1	1	2	1	2	1	1

Table: Statistics of the UCI Wisconsin Breast Cancer Data set, where Clump Thickness = CT, Cell Size = CS, Cell Shape = CH, Adhesion = AD, Epithelial Cell Size = EP, Bare Nuclei = BN, Chromatin = CO, Normal Nucleoli = NN, Mitoses = MM.

Data ID	PAMP	Safe
001	0	10
002	0	4



- Un proceso similar es utilizado para calcular los valores de las DSs.
- ► En este ejemplo vamos a utilizar una combinación de varios atributos, lo que resulta en un valor que puede usarse como anómalo, aunque esto no es seguro. Los atributos seleccionados son: Cell Size (CS), Cell Shape (CH), Bare Nuclei (BH) y Normal Nucleoli (NN) (esta información la debe brindar un experto o previo análisis).



Para cada uno de esos atributos obtenemos la distancia absoluta entre la media del atributo y el valor del atributo, y después el valor de DS es la media de las distancias absolutas.

$$DS = \frac{\sum \text{absolute distances}}{\text{number of attributes}} = \frac{1.41 + 1.44 + 3.62 + 1.12}{4} = 1.898$$

Data ID	PAMP	Safe	Danger
001	0	10	1.2
002	0	4	0.5



Utilizamos las siguientes fórmulas y pesos para calcular el valor de las señales (esta información la debe brindar un experto o previo análisis). El valor de cada señal se acumula según el algoritmos de vida de la DC.

$$C_{[CSM]} = W_{PAMP} * PAMP$$

$$C_{[smDC]} = W_{SS} * SS$$

$$C_{[mDC]} = W_{DS} * DS$$

CSM 2 1 2 smDC 0 0 1		PAMP	SS	DS
511120 0 0 1	CSM	2	1	2
DG 2 1 15	smDC	0	0	1
mDC 2 1 1.5	mDC	2	1	1.5



Cuando el valor acumulado de CSM supera el límite de migración (migration threshold) se asigna el estado correspondiente a todos los antígenos (o ejemplos) dependiendo de los valores acumulados de smDC y mDC en cada iteración o ciclo de vida de la DC.

 $\begin{aligned} \textit{Iteration 1}: A &= Ag_{201}, Ag_1, Ag_1, Ag_{101}, Ag_2; m \\ \textit{Iteration 2}: A &= Ag_{49}, Ag_2, Ag_{27}, Ag_{66}, Ag_3; sm \\ \textit{Iteration 3}: A &= Ag_{68}, Ag_2, Ag_{55}, Ag_{99}; m \\ \textit{Iteration 4}: A &= Ag_{61}, Ag_1, Ag_2, Ag_{80}, Ag_{15}, Ag_1; m \\ \textit{Iteration 5}: A &= Ag_3, Ag_{493}, Ag_1, Ag_{484}, Ag_{604}; sm \end{aligned}$

Iteration 6: $A = Ag_{274}, Ag_3, Ag_1, Ag_{551}, Ag_{27}, Ag_{201}$; sm



Terminadas las iteraciones debemos calcular el valor de MCAVs (Mature Context Anomaly Value) el cual es obtenido por la división de la cantidad de veces que el antígenos fue seleccionado entre la cantidad de veces que el antígenos fue considerado como maduro.

Antigen type	Nb-antigen	Nb-mature	MCAV
Ag1	5	3	0.6
Ag2	4	2	0.5
Ag3	3	0	0.0



- Por último, dado un parámetro at (anomaly threshold, esta información la debe brindar un experto o previo análisis) definimos si un antígeno pertenece a una u otra clase.
- ▶ Por ejemplo, si consideramos at = 0.4 los antígenos (o ejemplos) 1 y 2 serían clasificados como clase 2 y el antígeno 3 como clase 1.



¡GRACIAS!



Bibliografía



- [1] U. Aickelin, P. Bentley, S. Cayzer, J. Kim, and J. McLeod. Danger theory: The link between ais and ids? pages 147–155, 2003.
- [2] U. Aickelin and S. Cayzer. The danger theory and its application to artificial immune systems. SSRN Electronic Journal, abs/0801.3549, 01 2008.