

Ingeniería en Computación Inteligente

3er Semestre

Introducción

En el ámbito de la investigación del VIH-1, la identificación y comprensión del tropismo dual R5X4, caracterizado por la capacidad del virus para utilizar los co-receptores CCR5 y CXCR4 durante la entrada en las células CD4 del sistema inmune, representa un área crítica. Este proyecto se propone abordar esta complejidad mediante un enfoque integral que combina el diseño de un dataset estructurado, la extracción de información molecular de secuencias de aminoácidos, y la implementación de técnicas de aprendizaje automático.

La primera fase del proyecto se centra en la creación del dataset, incorporando estadísticas generales y propiedades de aminoácidos calculadas a través de códigos específicos y recursos en línea. Este conjunto de datos será fundamental para la construcción y entrenamiento de modelos de aprendizaje automático en fases posteriores.

La segunda etapa del proyecto implica el uso de aprendizaje supervisado y no supervisado para predecir el tropismo dual R5X4 del VIH-1. Se exploran diversas combinaciones de propiedades moleculares de aminoácidos, y se emplea un enfoque de selección de características aleatorio para encontrar un conjunto óptimo que permita alcanzar una precisión global mínima del 90%.

La evaluación de la precisión del modelo es esencial en la tercera fase. Se utilizan matrices de confusión para analizar los resultados y se buscan características que garanticen la consecución de los objetivos de precisión global establecidos. Este enfoque sistemático y riguroso busca contribuir al entendimiento de las interacciones entre el VIH-1 y las células del sistema inmune, proporcionando una herramienta predictiva robusta para el comportamiento dual-trópico de las variantes R5X4.

En resumen, este proyecto representa un paso significativo hacia la comprensión y predicción de fenómenos clave en la infección por VIH-1, utilizando enfoques multidisciplinarios que integran biología molecular, estadísticas y aprendizaje automático.

Análisis del Proyecto

Para realizar este algoritmo de aprendizaje automático, fue necesario consultar un artículo otorgado por el profesor. El artículo, publicado en la revista IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, se centra en la predicción del uso de coreceptores R5, X4 y R5X4 en el VIH-1 mediante el empleo de Redes Neuronales Evolutivas. Los autores, Susanna L. Lamers, Marco Salemi, Michael S. McGrath y Gary B. Fogel, presentan una investigación que se relaciona con el análisis y la predicción de tropismos del VIH-1 utilizando enfoques computacionales avanzados, con un énfasis particular en las Redes Neuronales Evolutivas como herramienta predictiva.

En dicho artículo se describe la recopilación de secuencias del bucle V3 del VIH, abarcando un total de 149 aislamientos virales. Estas secuencias representan tres tropismos virales determinados experimentalmente, siendo 77 secuencias R5, 41 secuencias X4 y 31 secuencias R5X4. Estas secuencias fueron obtenidas de diversos subtipos de VIH y fueron identificadas a partir de la base de datos del Laboratorio Nacional de Los Álamos para Secuencias de VIH. Se muestra la tabla contenida en el artículo:

R5X4 (D-tropic)	R5		X4
AB014795	AF062012	U08716	AB014785
AF062029	L03698	U39259	AB014791
AF062031	AF231045	AF204137	AB014796
AF062033	AY669778	M38429	AB014810
AF107771	U08810	U27443	U48267
U08680	U51296	U79719	U08666
U08682	AF407161	U04909	AF069672
U08444	AB253421	U04918	AF355319
U08445	U08645	U04908	AF355336
AF355674	U08647	U08450	M14100
AF355647	U08795	AF112542	A04321
AF355630	AB253429	M63929	X01762
AF355690	AY288084	U66221	L31963
M91819	AF307753	AF491737	U08447
AF035532	AF411964	U08779	AF355660
AF035533	U08823	L22084	AF355748
AF259019	AF411965	U27413	AF355742
AF259025	U92051	AF005495	AF355706
AF259021	AF355318	U52953	AF180915
AF259041	AY010759	AF321523	AF180903
AF258970	AY010804	L22940	AF035534
AF258978	AY010852	U45485	AF259050
AF021607	U08670	AB023804	AF258981
AF204137	U08798	U08453	AF259003
AF112925	AY669715	AF307755	AF021618
M17451	U08710	AF307750	AF128989
K02007	U16217	AY043176	M17449
U39362	M26727	AY158534.	AF075720
AF069140	AJ418532	AX455917	U48207
AF458235	AJ418479	AY043173	U72495
AF005494	AJ418495	AF307757	AY189526
	AJ418514	U08803	AF034375
	AJ418521	U88824	AF034376
	U23487	U69657	U27408
	U04900	AF355326	AF411966
	AF022258	U88826	U27399
	AF258957	U08368	U08822
	AF021477	U27426	U08738
		AJ006022	U08740
			U08193
			AF355330

Obtención del DataSet

En base a estos identificadores se obtuvo la cadena de aminoácidos en la página https://www.ncbi.nlm.nih.gov usando web scraping. Con la cadena obtenida, se procedió a calcular más características de esta usando propiedades que contienen los aminoácidos, donde dichas propiedades fueron obtenidas en el mismo artículo mencionado. Se muestran de igual forma en tabla:

Amino acid residues	Chemical	Charge	Volume	Mass	HP Seele	Surface		ructure pro	pensity
	property		(A3)	(daltons)	Scale	Area	alpha helix	B-strand	Turn
Alanine (A)	aliphatic	0	67	71.09	1.8	0.74	1.41	0.72	0.82
Arginine I	basic	+1	148	156.19	-4.5	0.64	1.21	0.84	0.90
Asparagine (N)	amide	0	96	114.11	-3.5	0.63	0.76	0.48	1.34
Aspartic Acid (D)	acidic	-1	91	115.09	-3.5	0.62	0.99	0.39	1.24
Cysteine(C)	reactive	0	86	103.15	2.5	0.91	0.66	1.40	0.54
Glutamine (Q)	amide	0	114	128.14	-3.5	0.62	1.27	0.98	0.84
Glutamic Acid (E)	acidic	-1	109	129.12	-3.5	0.62	1.59	0.52	1.01
Glycine (G)	small	0	48	57.05	-0.4	0.72	0.43	0.58	1.77
Histidine (H)	aromatic	0	118	137.14	-3.2	0.78	1.05	0.80	0.81
Isoleucine (I)	aliphatic	0	124	113.16	4.5	0.88	1.09	1.67	0.47
Leucine (L)	aliphatic	0	124	113.16	3.8	0.85	1.34	1.22	0.57
Lysine (K)	basic	+1	135	128.17	-3.9	0.52	1.23	0.69	1.07
Methionine (M)	aliphatic	0	124	131.19	1.9	0.85	1.30	1.14	0.52
Phenylalanine (F)	aromatic	0	135	147.18	2.8	0.88	1.16	1.33	0.59
Proline (P)	cyclic imino	0	90	97.12	-1.6	0.64	0.34	0.31	1.32
Serine (S)	hydroxyl	0	73	87.08	-0.8	0.66	0.57	0.96	1.22
Threonine (T)	hydroxyl	0	93	101.11	-0.7	0.70	0.76	1.17	0.90
Tryptophane (W)	aromatic	0	163	186.21	-0.9	0.85	1.02	1.35	0.65
Tyrosine (Y)	aromatic	0	141	163.18	-1.3	0.76	0.74	1.45	0.76
Valine (V)	aliphatic	0	105	99.14	4.2	0.86	0.90	1.87	0.41

Además, con la cadena obtenida, se extrajeron otras propiedades complementarias de la página https://www.protpi.ch/Calculator/ProteinTool.

En resumen, las propiedades que se obtuvieron para un dataset general fueron:

- Cantidad de aminoácidos contenidos en la cadena de: Alanina, Arginina, Asparagina, Ácido Aspártico, Cisteína, Glutamina, Acido Glutámico, Glicina, Histidina, Isoleucina, Leucina, Lisina, Metionina, Fenilalanina, Prolina, Serina, Treonina, Triptófano, Tirosina y Valina.
- Porcentaje de aminoácidos contenidos en la cadena de: Alanina, Arginina, Asparagina, Ácido Aspártico, Cisteína, Glutamina, Acido Glutámico, Glicina, Histidina, Isoleucina, Leucina, Lisina, Metionina, Fenilalanina, Prolina, Serina, Treonina, Triptófano, Tirosina y Valina.
- Número de aminoácidos totales.
- Volumen total.
- Masa total.
- Área de superficie total.

- Punto isoeléctrico.
- Carga neta en pH 7.4.

Estas 46 características fueron las usadas para para el dataset general.

Una vez con el dataset general de los tropismos del tipo R5 y X4, se procedió a realizar un algoritmo de prueba para la combinación de columnas adecuada, es decir, se buscó una combinación de características que una vez entrenada la red neuronal resultará de más del 90% de precisión. Las columnas que nos otorgaron este resultado fueron guardadas en un dataset nuevo, al que denominamos "dataset óptimo".

Entrenamiento de Red Neuronal

Ya obtenida la combinación de columnas adecuada, se procedió a volver a entrenar la red neuronal con dicho dataset óptimo para finalmente testear los tropismos R5X4.

Predicción de tropismos R5X4

Finalmente se testearon estos tropismos, ya que la finalidad del algoritmo era obtener una predicción del correceptor al que irían dichos tropismos.

Algoritmo completo

1. Importación de Librerías:

Se importan diversas bibliotecas como NumPy, OpenPyXL, Pandas, Requests, BeautifulSoup, Colorama, Selenium, y Scikit-Learn. Estas librerías se utilizan para manipular datos, realizar scraping web, implementar la red neuronal, y evaluar el rendimiento del modelo.

2. Diccionarios de Características de Aminoácidos:

Se definen diccionarios que contienen características de aminoácidos como masa, área de superficie y volumen.

3. Creación de un DataSet General:

Se crea un archivo Excel (DataSet.xlsx) que servirá como el conjunto de datos principal para el proyecto.

4. Carga de Identificadores:

Se cargan identificadores de tropismos R5, X4 y R5X4 desde un archivo Excel (NumeroAccesoSecuencias.xlsx).

5. Función de Búsqueda de Datos (Web Scraping):

La función getIdenData realiza web scraping para obtener la cadena de aminoácidos y otras propiedades relevantes, utilizando identificadores proporcionados.

6. Web Scraping para Identificadores R5 y X4:

Se realizan operaciones de web scraping para obtener datos asociados a identificadores R5 y X4, y se almacenan en el DataSet.xlsx.

7. Obtención de Columnas Óptimas:

Se realiza una combinación aleatoria de columnas del conjunto de datos para obtener un modelo de red neuronal con una precisión superior al 90%.

8. Entrenamiento de la Red Neuronal:

Se entrena una red neuronal utilizando las características óptimas seleccionadas.

9. Índices de Calidad del Modelo:

Se calculan e imprimen índices de calidad del modelo, como la matriz de confusión, la precisión y el error globales.

10. Predicción de Tropismos R5X4:

Se utiliza la red neuronal entrenada para predecir el tropismo de VIH-1 para identificadores de tropismos R5X4.

Implementación

La implementación se realizó mediante el uso de Jupyter Notebooks, usando lenguaje Python. En el link del archivo que se presenta a continuación se expone el algoritmo asi como el análisis a detalle de la red neuronal.

Algoritmo Autorreproducible

<u>ExámenFinal_IA.html</u>

Archivo con los identificadores

NumeroAccesoSecuencias.xlsx

DataSet General

DataSet.xlsx

DataSet Óptimo

<u>DataSetOptimo.xlsx</u>

Prueba y Resultados

 Con base al algoritmo y al web scraping se obtuvo un dataset general que se muestra a continuación (Se muestran todas sus columnas, pero solo una muestra de sus filas):

#Ala	%Ala	#Arg	%Arg	#Asn	%Asn	#Asp	%Asp	#Cys	%Cys
(A)	(A)	(R)	(R)	(N)	(N)	(D)	(D)	(C)	(C)
147	41.17647	0	0	0	0	0	0	55	15.40616
890	34.82003	12	0.469484	0	0	0	0	434	16.97966
46	43.80952	0	0	0	0	1	0.952381	18	17.14286
898	35.00975	1	0.038986	0	0	0	0	432	16.84211
820	34.95311	0	0	0	0	0	0	412	17.56181

#Glu (E)	%Glu (E)	#GIn (Q)	%Gln (Q)	#Gly (G)	%Gly (G)	#His (H)	%His (H)	#Ile (I)	%Ile (I)
0	0	0	0	71	19.88795518	0	0	0	0
0	0	0	0	578	22.61345853	0	0	0	0
0	0	0	0	19	18.0952381	0	0	0	0
0	0	0	0	595	23.19688109	0	0	0	0
0	0	0	0	540	23.01790281	0	0	0	0

#Leu	%Leu	#Lys	%Lys	#Met	%Met	#Phe	%Phe	#Pro	%Pro
(L)	(L)	(K)	(K)	(M)	(M)	(F)	(F)	(P)	(P)
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0.039123631	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

#Ser (S)	%Ser (S)	#Thr (T)	%Thr (T)	#Trp (W)	%Trp (W)	#Tyr (Y)	%Tyr (Y)	#Val (V)	%Val (V)
0	0	84	23.52941176	0	0	0	0	0	0
1	0.039123631	637	24.92175274	1	0.039123631	2	0.078247261	0	0
0	0	21	20	0	0	0	0	0	0
0	0	638	24.87329435	0	0	1	0.038986355	0	0
0	0	574	24.46717818	0	0	0	0	0	0

#Aminoacid	Volume	Mass	Surface Area	Isoelectric point	Net charge at pH 7.4	Correceptor
357	25799	28667.27	268.75	5.113	-6.848	R5
2556	186368	208021.27	1926.83	6.766	-37.866	R5
105	7586	8449.19	79.42	3.819	-3.802	R5
2565	185501	207171.92	1934.04	5.646	-49.717	R5
2346	169674	189635.74	1772.32	4.368	-48.337	R5

Después de realizar una búsqueda de columnas óptimas se obtuvieron los resultados, donde se muestran las columnas adecuadas para una precisión superior a 90%.:

 Así pues, y con las columnas óptimas, se realizó el dataset óptimo. Se muestra a continuación (Se muestran todas sus columnas, pero solo una muestra de sus filas):

#Ala (A)	#Trp (W)	%Ala (A)	#Phe (F)	%Asn (N)	Correceptor
147	0	41.17647059	0	0	R5
890	1	34.8200313	0	0	R5
46	0	43.80952381	0	0	R5
898	0	35.00974659	0	0	R5
820	0	34.95311168	0	0	R5

 Finalmente, con el dataset adecuado para entrenar la red neuronal, se procedió a realizar las predicciones, de los tropismos R5X4 fueron las siguientes:

```
>>> PREDICCION PARA TROPISMOS R5X4: <<<
        AB014795
                        Correceptor: ['X4']
        AF062029
AF062031
                        Correceptor: ['X4']
                        Correceptor: ['X4']
        AF062033
                        Correceptor: ['X4']
        AF107771
                        Correceptor: ['R5']
        U08680 Correceptor: ['R5']
        U08682 Correceptor: ['R5']
        U08444 Correceptor: ['R5']
        U08445 Correceptor: ['R5']
        AF355674 Correceptor: ['X4']
                        Correceptor: ['X4']
        AF355647
        AF355630 Correceptor: ['X4']
AF355690 Correceptor: ['X4']
        M91819 Correceptor: ['R5']
        AF035532 Correceptor: ['R5']
        AF259019 Correceptor: ['X4']
AF259025 Correceptor: ['X4']
AF259021 Correceptor: ['X4']
AF259041 Correceptor: ['X4']
AF258970 Correceptor: ['X4']
AF258978 Correceptor: ['X4']
        AF021607
                        Correceptor: ['R5']
        AF204137
                        Correceptor: ['X4']
        AF112925
                         Correceptor: ['R5']
        M17451 Correceptor: ['R5']
        K02007 Correceptor: ['R5']
        U39362 Correceptor: ['R5']
        AF069140 Correceptor: ['R5']
        AF458235
                        Correceptor: ['X4']
        AF005494 Correceptor: ['R5']
```

Conclusiones

En este proyecto multidisciplinario de investigación del VIH-1, se ha abordado la complejidad del tropismo dual R5X4 mediante un enfoque integral que combina la biología molecular, la estadística y el aprendizaje automático. La creación de un dataset estructurado, obtenido a través de scraping web, ha permitido la recopilación de información molecular crucial para el diseño y entrenamiento de modelos de aprendizaje automático.

La implementación de una red neuronal, basada en el análisis de un artículo de referencia, ha demostrado ser una herramienta poderosa para la predicción del tropismo dual R5X4 del VIH-1. La selección óptima de características ha llevado a un modelo con una precisión global superior al 90%, lo cual es un logro significativo en la predicción de fenómenos clave en la infección por VIH-1.

La evaluación rigurosa del modelo, utilizando matrices de confusión y otros índices de calidad, ha proporcionado una comprensión profunda de su desempeño y validez. Este enfoque sistemático no solo contribuye al entendimiento de las interacciones VIH-1/células inmunes, sino que también ofrece una herramienta predictiva robusta para el comportamiento dual-trópico de las variantes R5X4.

La implementación del algoritmo en Jupyter Notebooks y la presentación clara de resultados, junto con la disponibilidad de un dataset general y óptimo, hacen que este proyecto sea autorreproducible y accesible para futuras investigaciones. En resumen, este trabajo representa un paso significativo hacia la comprensión y predicción de fenómenos clave en la infección por VIH-1, destacando la eficacia de la integración de enfoques multidisciplinarios en la investigación científica.

Referencias

- Lamers, S. L., Salemi, M., McGrath, M. S., & Fogel, G. B. (2008). Prediction of R5, X4, and R5X4 HIV-1 Coreceptor Usage with Evolved Neural Networks. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 291-300.
- National Library of Medicine. (s.f.). *National Center for Biotechnology Information*. Obtenido de https://www.ncbi.nlm.nih.gov/
- Prot pi. (2023). *Prot pi[pra\Delta t pa\Delta] | Protein Too*. Obtenido de https://www.protpi.ch/Calculator
- scikit-learn. (s.f.). *scikit-learn*. Obtenido de Machine Learnign in Python: https://scikit-learn.org/stable/index.html