

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTÍN
ESCUELA DE POSGRADO
UNIDAD DE POSGRADO DE LA FACULTAD DE
INGENIERIA DE PRODUCCIÓN Y SERVICIOS**



**Detección *in Silico* de Neoantígenos Utilizando
Transformers y *Transfer Learning* en el Marco de
Desarrollo de Vacunas Personalizadas para Tratar el
Cáncer**

Tesis presentada por el Magister:
Vicente Enrique Machaca Arceda

Para optar el Grado de:
Doctor en Ciencia de la Computación

Asesor:
Prof. Dr. Cristian Lopez Del Alamo

Arequipa - Perú
2022

Declaración de autenticidad

I, Yo Vicente Machaca Arceda, declaro que la tesis titulada, ‘Detección de neo antígenos utilizando aprendizaje profundo en el marco del desarrollo de vacunas personalizadas en la immunoterapia del Cáncer’ y el trabajo presentado en este son de mi propiedad intelectual y confirmo que:

- Este trabajo fue desarrollado durante mi candidatura a grado de doctor de esta universidad.
- Ninguna parte de esta tesis ha sido presentado para otro grado de esta universidad o cualquier otra institución.
- Cuando cito a otros autores, las fuentes han sido brindadas y con excepción de estas citas, mi trabajo es de mi autoría.
- He agradecido las principales fuentes de ayuda.
- En caso de que mi tesis haya sido desarrollado con un equipo de trabajo, yo he sido claro y he detallada la parte exacta de mi autoría.

Firma:

Fecha:

“Con fe, disciplina y desinteresada devoción al deber, no hay nada que merezca la pena que no puedas lograr.”

Muhammad Ali Jinnah

Dedico este trabajo a mi esposa Pamela Laguna Laura, quien me ha acompañado durante todo este proceso, me ha motivado y sobre todo me ha dado su amor, que me ha ayudado a prevalecer y siempre seguir adelante. De igual forma, a mis padres Vicente Machaca Chino y Victoria Arceda Arenas, de ellos he aprendido el valor de la disciplina, la fuerza por emprender y la importancia de los valores sin importar las circunstancias; gracias a ellos he logrado cumplir mis objetivos.

Resumen

El cáncer es el mayor problema de salud mundial en la actualidad, frente a esto han surgido nuevos tratamientos basados en inmunoterapia como el desarrollo de vacunas personalizadas basadas en neoantígenos. Sin embargo, el proceso para identificar neoantígenos, es complejo y existen varias etapas para lograrlo desde el secuenciamiento de muestras tumorales, alineamiento con muestras de tejido saludable, identificación y anotación de mutaciones, para luego proseguir con la predicción de la unión de péptidos con el MHC y posteriormente la unión del pMHC con el TCR. Si esta unión procede, el péptido en cuestión es un fuerte candidato a neoantígeno. En este proceso, una de las fases más críticas es la predicción de la unión pMHC, lo cuál ha motivado el desarrollo de esta tesis.

Además, las redes neuronales *Transformers* han revolucionado el campo del procesamiento natural del lenguaje, y se han aplicado en muchas otras áreas como en Proteómica. Esto porque las proteínas al ser representadas como secuencias de aminoácidos, son muy similares a las secuencias de palabras en una oración. Es así, que otras investigaciones han aplicado el uso de Transformers y redes neuronales con mecanismos de atención para la predicción de la unión pMHC. Adicionalmente, existen modelos pre-entrenados como TAPE, ProtBert y ESM2, estos han sido entrenados con grandes volúmenes de datos para varias tareas de Proteómica. Basados en lo anterior, en esta tesis se propone el uso de aplicar fine-tuning a TAPE, ProtBert, ESM2(t6), ESM2(t12), ESM2(t30) y ESM2(t33) para la tarea de predicción de la unión pMHC, el fine-tunning consistió en agregar un bloque BiLSTM al final del modelo. Además, se ha evaluado el uso de *Gradient Accumulation Steps* (GAS) y una metodología de congelamiento de capas.

Luego de los experimentos, los modelos con mejores resultados fueron TAPE-GAS, que resultó de aplicar GAS a TAPE y ESM2(t6)-Freeze, que resultó de aplicar la metodología de congelamiento a ESM2. Finalmente, se compararon estos modelos con los métodos de mejor resultado en el estado del arte, tales como: NetMHCpan4.1, MHCflurry2.0, ACME, Anthem y MixMHCpred2.2. Al finalizar los experimentos, TAPE-GAS y ESM2-Freeze superaron a los otros métodos en *accuracy*, AUC, *precision*, *f1-score* y MCC.

Índice general

Declaración de autenticidad	I
Resumen	IV
Índice de figuras	VII
Índice de tablas	IX
Abreviaciones	X
1. Introducción	1
1.1. Contexto y Motivación	1
1.2. Problema	3
1.2.1. Formulación del problema	5
1.3. Objetivos	5
1.3.1. Objetivo General	5
1.3.2. Objetivos específicos	6
1.4. Contribuciones	6
1.5. Organización del Trabajo	7
2. Marco Conceptual	8
2.1. Bioinformática y Biología Molecular	8
2.1.1. Bioinformática	8
2.1.1.1. DNA, RNA y Proteínas	8
2.1.2. Mutaciones	11
2.2. Sistema inmunitario	12
2.2.1. Células T y APC	12
2.2.2. MHC I y II	13
2.2.3. Neo antígenos	14
2.3. <i>Machine Learning</i>	15
2.3.1. Algoritmos de aprendizaje	15
2.3.1.1. La tarea, T	16
2.3.1.2. El desempeño, P	17
2.3.1.3. La experiencia, E	17
2.3.2. Redes neuronales	18

2.4. <i>Deep learning</i>	19
2.4.1. <i>Deep Feedforward networks</i>	20
2.4.2. <i>Convolutional Neural Networks</i>	20
2.4.3. <i>Recurrent Neural Networks</i>	21
2.4.4. Transformers	22
2.4.5. BERT	23
3. Estado del Arte	25
3.1. Revisión Sistemática de la Literatura (RSL)	25
3.2. Resultados de la RSL	25
3.2.1. Detección de neoantígenos	25
3.2.2. Priorización de neoantígenos	26
3.2.2.1. Bases de datos	27
3.2.2.2. Predicción de la unión pMHC	28
3.2.2.3. Predicción de la unión pMHC-TCR	31
3.2.3. Pipelines	33
3.2.4. Ensayos clínicos	34
4. Propuesta	40
4.1. Metodología	40
4.2. Bases de datos	41
4.3. Transformer pre-entrenados	41
4.3.1. TAPE	41
4.3.2. ProtBert-BFD	43
4.3.3. ESM2	43
4.4. Fine-tuning	44
4.5. Clasificación binaria y Métricas	44
5. Experimentos y Resultados	46
5.1. Congelación de capas	46
5.2. Vanish gradient y GAS	47
5.3. Entrenamiento por 30 <i>epochs</i>	49
5.4. Comparación con los métodos del estado del arte	50
5.5. Discusión	53
5.5.1. Fine-tuning ESM2	53
5.5.2. Congelamiento de capas y GAS	54
5.5.3. TAPE, ProtBert-BFD y ESM2	55
6. Conclusiones	58
6.1. Conclusiones	58
6.2. Trabajos Futuros	59

Índice de figuras

1.1.	<i>Pipeline</i> para el desarrollo de vacunas basadas en neoantígenos	3
2.1.	Localización y estructura del DNA. Fuente: NCI (2022).	9
2.2.	Transcripción y traducción. Fuente: NCI (2020).	10
2.3.	<i>Alternative Splicing</i> . Fuente: NCI (2020).	10
2.4.	Ejemplos de SNV en el DNA. Fuente: Socratic.org (2022)	11
2.5.	Ejemplos de variaciones en el DNA. Fuente: PacBio (2021)	12
2.6.	Presentación de antígenos por MHC-I. Fuente: Zhang et al. (2019)	13
2.7.	Presentación de antígenos por MHC-II. Fuente: Zhang et al. (2019)	14
2.8.	Proceso para la detección de neo antígenos y generación de vacunas personalizadas. Fuente: (Mattos et al., 2020)	15
2.9.	Representación de una neurona. Fuente: Raff (2022).	18
2.10.	Representación de una red neuronal.	19
2.11.	Relación entre Inteligencia Artificial, <i>Machine Learning</i> y <i>Deep Learning</i> . Fuente: El Naqa and Murphy (2022).	19
2.12.	Representación de un <i>Deep Feedforward Network</i> . Fuente: El Naqa and Murphy (2022).	20
2.13.	Ejemplo de una convolución en procesamiento de imágenes. Fuente: Shuchen (2022).	21
2.14.	Arquitectura de LeNet-5, una CNN para el reconocimiento de dígitos. Fuente: LeCun et al. (1998).	21
2.15.	Ejemplo del procesamiento del <i>input gate</i> , <i>forget gate</i> y <i>output gate</i> de LSTM. Fuente: Zhang et al. (2021).	22
2.16.	How to compute attention weights. Source: Prince (2023)	24
3.1.	Una visión general de cada fase del proceso de generación de vacunas personalizadas basadas en neoantígenos.	26
4.1.	Propuesta de <i>transfer learning</i> de ESM-1b y una red neuronal paralela para la predicción de la afinidad entre un péptido y MHC (peptide MHC binding).	41
4.2.	Cuantificación de las muestras por k-mers dentro de los conjuntos de entrenamiento, validación y pruebas. El conjunto de datos se obtuvo de Anthem Mei et al. (2021).	42
5.1.	Comparación del AUC de modelos Transformers entrenados con 3 <i>epochs</i>	48
5.2.	Gradientes del modelo ESM2(t6)	49
5.3.	Gradientes del modelo ESM2(t30)	50
5.4.	Comparación del AUC con métodos del estado del arte	52

5.5. Comparación de ROC con métodos del estado del arte	53
5.6. La distribución de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, ambos entrenados durante 30 <i>epochs</i> , junto con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MHCflurry2.0.	56
5.7. La distribución de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, ambos entrenados durante 30 <i>epochs</i> para los péptidos 14-mer, junto con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MHCflurry2.0.	57

Índice de tablas

3.1.	Cadenas de búsqueda utilizadas en la RSL para cada fase de detección de neoantígenos	27
3.2.	Bases de datos públicas de unión pMHC e interacción pMHC-TCR	28
3.3.	Transformers y métodos de aprendizaje profundo con mecanismos de atención utilizados para la predicción de la unión pMHC.	36
3.4.	Métodos de Transformers y aprendizaje profundo con mecanismos de atención utilizados para la interacción pMHC con TCR.	37
3.5.	Lista de <i>pipelines</i> desarrollados desde 2018 hasta la fecha para la detección de neoantígenos. GN: <i>Gene Expression</i> , VA: <i>Variant Annotation</i>	38
3.6.	List of clinical trials which used personalized vaccines based on neoantigens since 2018.	39
4.1.	Diferencias significativas entre los modelos TAPE, ProtBert-DFB y ESM2. HS: <i>Hidden size</i> ; AH: <i>Attention heads</i>	42
5.1.	Comparación de los modelos Transformer entrenados por 3 <i>epochs</i>	47
5.2.	Comparación de los modelos Transformer entrenados por 30 <i>epochs</i>	51
5.3.	Evaluación del desempeño de los modelos de Transformer TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, entrenados durante 30 <i>epochs</i> , en comparación con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MhcFlurry2.0.	52

Abreviaciones

ANN	Artificial Neural Network
AUC	Area Under the Curve
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
bp	Base pair in DNA
CNN	Convolutional Neural Network
DNN	Deep Neural Network
DNA	Deoxyribonucleic Acid
GNN	Graph Neural Netowrk
G-BERT	Graph Bidirectional Encoder Representations from Transformers
HLA	Human Leukocyte Antigens
MCC	Matthews Correlation Coefficient
MHC-I	Major Histocompatibility Complex Class I
MHC-II	Major Histocompatibility Complex Class II
MHC-III	Major Histocompatibility Complex Class III
mRNA	Messenger Ribonucleic Acid
NLP	Natural Language Processing
pMHC	Peptide-MHC ligand
pMHC-TCR	pMHC T-cell receptor ligand
RNA	Ribonucleic Acid
RoBERTa	Optimized BERT
RSL	Revisión Sistemática de la Literatura
tRNA	Transfer Ribonucleic Acid
TCR	T-cell receptor

Capítulo 1

Introducción

1.1. Contexto y Motivación

El cáncer representa el desafío de salud global más significativo ([Siegel et al., 2023](#)). Además, según el Instituto de Investigación del Cáncer del Reino Unido, se registraron más de 18 millones de nuevos casos y 10 millones de muertes en 2020 ([UK, 2023b](#)). Además, se predice que habrá alrededor de 28 millones de nuevos casos anualmente para alrededor de 2040 si la incidencia se mantiene estable y el crecimiento de la población y el envejecimiento continúan según las tendencias recientes ([UK, 2023a](#)). Esto representa un aumento del 54.9 % desde 2020, con un aumento esperado mayor en hombres (60.6 %) que en mujeres (48.8 %).

En este contexto, se sabe que los métodos tradicionales basados en cirugía, radioterapia y quimioterapia tienen baja eficacia y efectos secundarios adversos ([Peng et al., 2019](#)). Por lo tanto, ha surgido el desarrollo de la inmunoterapia contra el cáncer, con el objetivo de estimular el sistema inmunológico del paciente ([Borden et al., 2022](#)). Existen tratamientos como vacunas personalizadas, terapias con linfocitos T adoptivos e inhibidores de puntos de control inmunológico. De entre estos, las vacunas basadas en neoantígenos han mostrado un gran potencial al potenciar las respuestas de los linfocitos T y se consideran las más propensas a tener éxito ([Borden et al., 2022](#)). Además, los neoantígenos se utilizan en la terapia de bloqueo de puntos de control inmunológico. Los neoantígenos se consideran biomarcadores predictivos y objetivos para el tratamiento sinérgico en la inmunoterapia contra el cáncer ([Fang et al., 2022a](#)).

El desarrollo de vacunas personalizadas contra el cáncer es un proceso largo que depende de la detección precisa de neoantígenos (ver Figura 1.1). Estos neoantígenos son péptidos que se encuentran exclusivamente en las células cancerosas. El objetivo de un tratamiento

basado en vacunas personalizadas es entrenar a los linfocitos (células T) del paciente para que reconozcan estos neoantígenos y activen el sistema inmunológico ([Mattos et al., 2020](#); [Peng et al., 2019](#)). El proceso se resume en la Figura 1.1(b) y consta de las siguientes fases:

1. Obtener muestras de tejidos cancerosos y sanos. Ambos tejidos se secuencian para obtener ADN y/o ARN. Algunos enfoques incluyen información del *immunopeptidome* obtenida mediante *Mass Spectrometry* (MS).
2. En la etapa *in-silico*, se realiza el alineamiento de secuencias, se desarrolla un proceso de llamada de variantes para detectar variaciones y/o mutaciones, y se anotan estas variantes (posible detección de neoantígenos). Hay disponibles varias herramientas con buen rendimiento para esta etapa.
3. En esta etapa *in-silico*, se priorizan los neoantígenos. Este paso es crucial y ha recibido una atención significativa en la investigación en los últimos años debido a su complejidad y la baja efectividad de los enfoques actuales. Aquí, se evalúa la afinidad de los candidatos neoantígenos (péptidos) de la etapa anterior con el *Major Histocompatibility Complex* (MHC), conocido como la unión pMHC. Luego, se evalúa la afinidad de pMHC para unirse al *T-cell Receptor* (TCR). Al final de esta etapa, se obtienen los neoantígenos.
4. En la etapa *in-vitro*, en el laboratorio se inducen las células T del paciente para que reconozcan los neoantígenos. En este punto, se desarrollan las vacunas. Esta etapa la llevan a cabo biotecnólogos y biólogos.
5. Finalmente, el oncólogo realiza una evaluación clínica de la vacuna.

La detección *in-silico* de neoantígenos se basa en las etapas segunda y tercera representadas en la Figura 1.1(a). En este contexto, debido a la complejidad del proceso y la variedad de métodos disponibles, se han desarrollado herramientas de software y flujos de trabajo para agilizar el uso de estas herramientas. Además, los Transformers han marcado el comienzo de una nueva era en la inteligencia artificial, demostrando logros destacados en una variedad de tareas de procesamiento del lenguaje natural ([Patwardhan et al., 2023](#)). Estos modelos también han encontrado aplicación en la detección de neoantígenos, especialmente en la tercera etapa de la Figura 1.1(b). Se han propuesto modelos BERT y redes de aprendizaje profundo con mecanismos de atención para predecir la unión péptido-MHC y pMHC-TCR obteniendo resultados prometedores. Sin embargo, aún existe mucho camino por recorrer y con el incremento constante de muestras de ADN/proteínas, sumado a los nuevos mecanismos para entrenar modelos

Transformers con billones de parámetros, se espera lograr avances significativos en este campo de estudio.

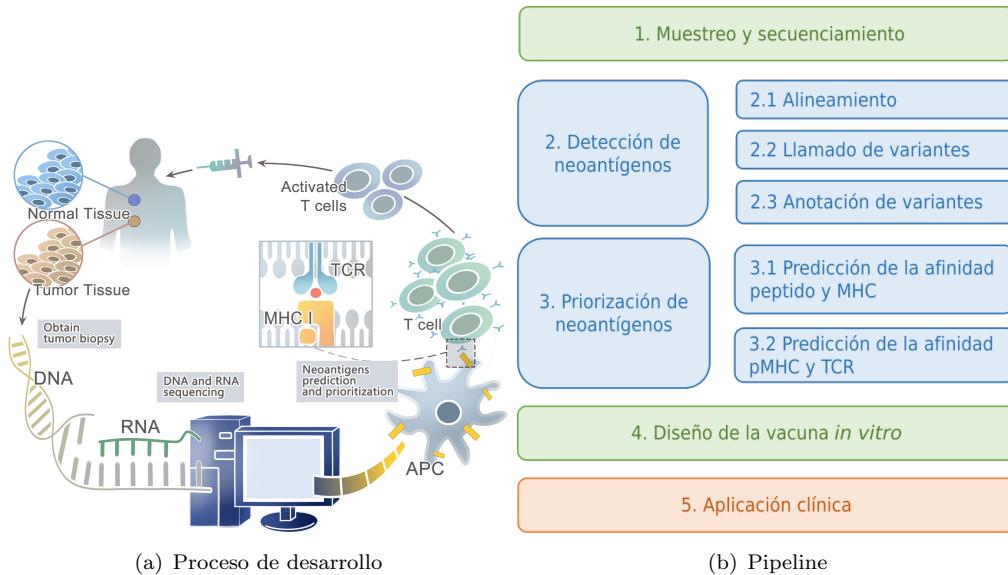


FIGURA 1.1: Marco de desarrollo para la creación de vacunas personalizadas contra el cáncer basadas en neoantígenos. (a) proporciona una visión general de cada etapa ([Han et al., 2020](#)). (b) una visión general de cada fase con un énfasis en el desarrollo *in-silico*.

1.2. Problema

Los neoantígenos son péptidos mutados específicos de tumores y son considerados los principales causantes de una respuesta inmune ([Borden et al., 2022](#); [Chen et al., 2021b](#); [Gopanenko et al., 2020](#)). Es así que surgen varios esfuerzos e investigación en la Inmunoterapia del cáncer, concentradas en el estudio y detección de neoantígenos. Es así, que el desarrollo de vacunas personalizadas basadas en neoantígenos es considerado uno de los métodos con mayor probabilidad de éxito ([Borden et al., 2022](#)). Incluso varias compañías como BioNTech, Gencea Biosciences, Neon Therapeutics y Gritstone Oncology realizan investigación y ofrecen el servicio de generar vacunas personalizadas a pacientes de cáncer.

Además, el MHC representa un factor clave, en la detección de neoantígenos, al ser el encargado de unirse al neoantígeno y presentarlo a la superficie de la célula. Debido a esto, este trabajo enfoca en el desarrollo de un método para la predicción del enlace entre neoantígenos y MHC (*pMHC binding*), esto corresponde a la Fase 3.1 de la Figura 1.1(b) dentro del *pipeline* de detección de neoantígenos. Existen dos tipos: el MHC clase I (MHC-I) y MHC clase II (MHC-II), ambos presentan péptidos en la superficie celular a las células T CD8+ y CD4+, respectivamente ([Janeway Jr, 1997](#);

(Abualrous et al., 2021). En detalle, el ciclo de vida de los neoantígenos que se unen a MHC-I se puede resumir de la siguiente manera. Primero, una proteína cancerígena se degrada en péptidos en el citoplasma. Luego, los péptidos se unen al MHC (*pMHC binding*). Despues, este compuesto sigue un camino hasta llegar a la membrana celular (*pMHC presentation*). Finalmente, el pMHC es reconocido por el TCR, desencadenando el sistema inmunológico (Janeway Jr, 1997; Wieczorek et al., 2017; Gasser et al., 2021). Por lo tanto, el *pMHC binding* es un paso muy importante para la inmunidad celular, y la predicción y comprensión de esta unión tienen un valioso potencial. Lamentablemente, la mayoría de las ligandos *pMHC* no llegan a la membrana celular (Mattos et al., 2020).

Adicionalmente, las proteínas MHC están codificadas por genes altamente polimórficos, llamados *Antígenos Leucocitarios Humanos* (HLA); la considerable naturaleza polimórfica de los genes MHC proporciona una variación sustancial en la unión con los neoantígenos, lo que influye en el conjunto de neoantígenos presentados a las células T (Abualrous et al., 2021). En consecuencia, los métodos propuestos se categorizan como *pan-specific* y *allele-specific*. Los métodos *allele-specific* (Rammensee et al., 1999; Reche et al., 2002; Kim et al., 2009; Nielsen and Andreatta, 2016; Vang and Xie, 2017; Shao et al., 2020; Bravi et al., 2021) entran un modelo para cada *allele* del MHC; mientras que los métodos *pan-specific* (Hu et al., 2019; Liu et al., 2019; Wu et al., 2019; Phloypisut et al., 2019; O'Donnell et al., 2018, 2020; Reynisson et al., 2020a; Venkatesh et al., 2020; Ye et al., 2021; Mei et al., 2021; Chu et al., 2022; Zhang et al., 2022b; Mei et al., 2021; Hu et al., 2019; Gfeller et al., 2023) entran un modelo global que toma péptidos (neoantígenos) y MHC como entradas. Además, la naturaleza polimórfica del MHC eleva bastante la complejidad de este problema, se cree que existen las 10000 diferentes MHC *alleles* (Abelin et al., 2017), esto complica mucho la detección de neo antígenos. Por lo tanto, los métodos *pan-specific* surgen con una alta posibilidad de futuras aplicaciones.

Lamentablemente, a pesar de varios esfuerzos en el desarrollo de métodos para la detección de neoantígenos, menos del 5% de neoantígenos detectados activan el sistema immune (Mattos et al., 2020; Mill et al., 2022; Bulik-Sullivan et al., 2019; Bassani-Sternberg et al., 2015; Yadav et al., 2014). Según los autores de los métodos, las razones son:

1. La no inclusión en conjunto de varias fuentes de información como DNA-seq, RNA-seq, y datos de *Mass Spectrometry* (MS) (Kim et al., 2018). Por ejemplo, la mayoria de propuestas no utiliza datos de MS; en la actualidad, existe una creciente información de estos datos y se estan aplicado a varios campos de la Bioinformática.
2. Uso herramientas de bajo desempeño para la predicción del enlace péptido-MHC (pMHC) (etapa 3.1 de la Figura 1.1(b)). La mayoria de aplicaciones, se basa en el

uso de MHCFlurry ([O'Donnell et al., 2020](#)) y NetMHCpan4.1 ([Reynisson et al., 2020a](#)). Sin embargo, actualmente, se cuenta con herramientas de mejor desempeño basado en *transformers* ([Arceda, 2023](#)). Esta tesis, se enfoca en resolver este problema.

3. Para la etapa 3.2 de la Figura [1.1\(b\)](#), los autores no consideran la predicción del enlace pMHC al TCR (pMHC-TCR), varios autores consideran incluir esta tarea en trabajos futuros ([Rubinsteyn et al., 2018](#)).
4. Finalmente, no utilizar información de eventos de *alternative splicing*, variaciones estructurales en el ADN y las mutaciones de fusión de genes, está información esta fuertemente relacionada con varios tipos de cancer ([Wood et al., 2020](#)).

En conclusión, la detección de neoantígenos es un desafío que consta de múltiples etapas, y las herramientas actuales en el estado del arte presentan un rendimiento insuficiente. Uno de los factores clave detrás de este bajo rendimiento está relacionado con la predicción del enlace pMHC. Por esta razón, esta tesis se centra en abordar este problema mediante la propuesta de un método basado en Transformers para la predicción del enlace pMHC.

1.2.1. Formulación del problema

El presente estudio se centra en el problema de predicción del enlace pMHC-I (*pMHC binding prediction*). Esto representa un problema de clasificación binaria que toma como entrada la secuencia de aminoacidos de un péptido y el MHC. Un péptido podría representarse como: $p = \{A, \dots, Q\}$ y una representación similar para el MHC sería: $q = \{A, N, \dots, G\}$. Finalmente, necesitamos conocer la probabilidad de afinidad entre p y q . Si esta probabilidad es lo suficientemente alta, es posible que el péptido se enlace al MHC y por lo tanto, el péptido p en cuestión, sería un excelente candidato a neoantígeno.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Proponer un método *in Silico* basado en *Transformers* y *Transfer Learning* para la detección de neo antígenos, enfocados en la predicción del enlace pMHC.

1.3.2. Objetivos específicos

- (a) Analizar los métodos que utilizan Transformers para la predicción del enlace pMHC en el contexto de detección de neoantígenos.
- (b) Analizar los modelos basados en Transformers TAPE, ProtBert-BFD, y EMS2 pre-entredados para diversas tareas en Proteómica y de los cuales se puede aplicar *Transfer Learning*.
- (c) Implementar *fine-tuning* a los modelos TAPE, ProtBert-BFD, y EMS2 para la tarea de predicción del enlace pMHC, aplicando *Gradient Accumulation Steps* (GAS) y una metodología de congelamiento de capas.
- (d) Comparar los modelos de mejor desempeño con las herramientas del estado del arte como: NetMHCpan4.1, MHCFlurry2.0, Anthem, ACME y MixMHCpred2.2.

1.4. Contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo son:

- (a) Se ha desarrollado una revisión sistemática de la literatura referente a los métodos basados en *Transformers* para la detección de neoantígenos. Esto ha generado dos publicaciones tituladas: “*Deep Learning and Transformers in MHC-Peptide Binding and Presentation Towards Personalized Vaccines in Cancer Immunology: A Brief Review*” ([Machaca et al., 2023](#)) y “*Transformers Meets Neoantigen Detection: A Systematic Literature Review*”.
- (b) Se ha implementado *fine-tuning* a seis modelos de Transformers para la predicción del enlace pMHC; además, se ha evaluado el uso de GAS y una metodología de *layer-freezing*. Los resultados fueron publicados en: “*Neoantigen Detection Using Transformers and Transfer Learning in the Cancer Immunology Context*” ([Arceda, 2023](#)) y “*Fine-tuning Transformers for Peptide-MHC Class I Binding Prediction*”.
- (c) Finalmente, se comparó los métodos propuestos con herramientas del estado del arte como: NetMHCpan4.1, MHCFlurry2.0, Anthem, ACME y MixMHCpred2.2. Los métodos propuestos obtuvieron los mejores resultados en *accuracy*, *Area Under the Curve* (AUC), *recall*, *f1-score* y *Matthews Correlation Coefficient* (MCC).

1.5. Organización del Trabajo

En el Capítulo 2 se presentan los conceptos básicos sobre Bioinformática e immunoterapia del Cáncer, también son abordados los temas sobre *deep learning* y redes neuronales Transformers.

Luego, en el Capítulo 3 se describen los trabajos relacionados a la presente tesis. Debido a la gran cantidad de publicaciones, solo se ha considerado trabajos desde el 2018 y que hacen uso de Transformers o redes reuronales con mecanismos de atención.

El Capítulo 4, presenta la propuesta de la tesis. Esta se basa en un método para desarrollar *fine-tuning* a Transformers pre-entrenadas para diversas tareas de Proteómica.

Luego, en el Capítulo 5, se presentan los resultados de la investigación. Además, se presenta una comparación con los métodos del estado del arte.

Finalmente, en el Capítulo 6 son expuestos las conclusiones del presente trabajo así como también las direcciones para continuar con el mismo en la sección de trabajos futuros.

Capítulo 2

Marco Conceptual

El proyecto pertenece al área de Bioinformática y específicamente a la Inmunoinformática, en este contexto el marco teórico detalla conceptos de Biología Molecular (ADN, ARN y proteínas), Inmunología y Ciencias de la Computación.

2.1. Bioinformática y Biología Molecular

En esta sección, describiremos los principales conceptos referentes a Biología Molecular que serán considerados en la propuesta de la tesis.

2.1.1. Bioinformática

Según [Luscombe et al. \(2001\)](#), la Bioinformática involucra la tecnología que utiliza las computadoras para el almacenamiento, manipulación y distribución de información relacionada a la Biología Molecular como DNA, RNA y proteínas. También podemos considerar que la Bioinformática se enfoca al análisis de secuencias, estructuras y funciones de los genes y proteínas; algunas veces también puede ser llamado Computación Molecular Biológica ([Xiong, 2006](#)).

2.1.1.1. DNA, RNA y Proteínas

Deoxyribonucleic Acid (DNA) es una molécula dentro de las células que contiene información genética responsable del desarrollo y función del organismo ([NCI, 2022](#)). Gran parte del DNA se sitúa dentro del núcleo de las células (en organismos Eucariotes). Por ejemplo en la Figura [2.1](#), vemos como el DNA, forma parte de los cromosomas y estos

a su vez están en el núcleo. Luego, podemos notar, que los genes representan segmentos del DNA. Finalmente, en la Figura 2.1, notamos las bases nitrogenadas que componen el DNA: *Guanine*, *Cytosine*, *Adenine* y *Thymine*; normalmente, estas bases serán representadas por las letras: G, C, A, T respectivamente.

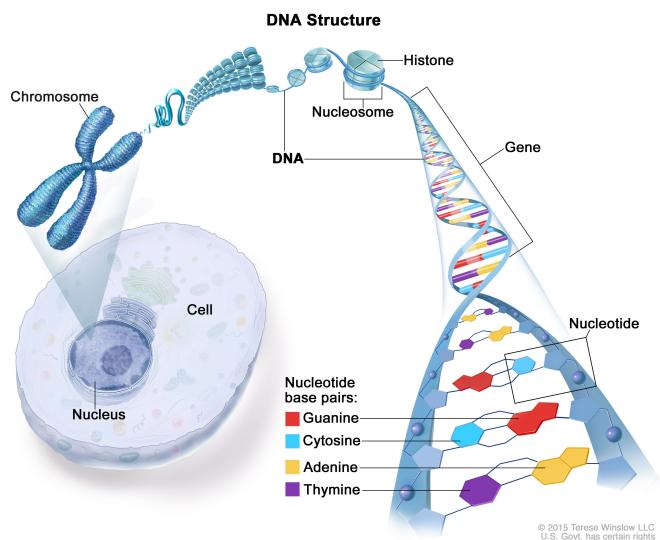


FIGURA 2.1: Localización y estructura del DNA. Fuente: [NCI \(2022\)](#).

Durante el ciclo de vida de la célula, ocurre un proceso llamado Transcripción (ver Figura 2.2), en este proceso se generan cadenas de *Ribonucleic Acid* (RNA) a partir de la cadena de DNA ([NCI, 2022](#)). Durante este proceso la base nitrogenada *Thymine* (T) es reemplazada por *Uracil* (U). El proceso mencionado, ocurre dentro del núcleo de la célula y en esta etapa el RNA es llamado *messenger RNA* (mRNA). Una vez el mRNA sale del núcleo, es transportado por *transfer RNA* (tRNA) hacia los Ribosomas (ver Figura 2.2). En esta, última etapa ocurre la Traducción, cada grupo de tres bases nitrogenadas (codones) se convierten en un aminoácido diferente, luego estos aminoácidos forman cadenas polipeptídicas y estas a su vez forman las proteínas; normalmente, cada gen genera una proteína ([Xiong, 2006](#); [NCI, 2022](#)).

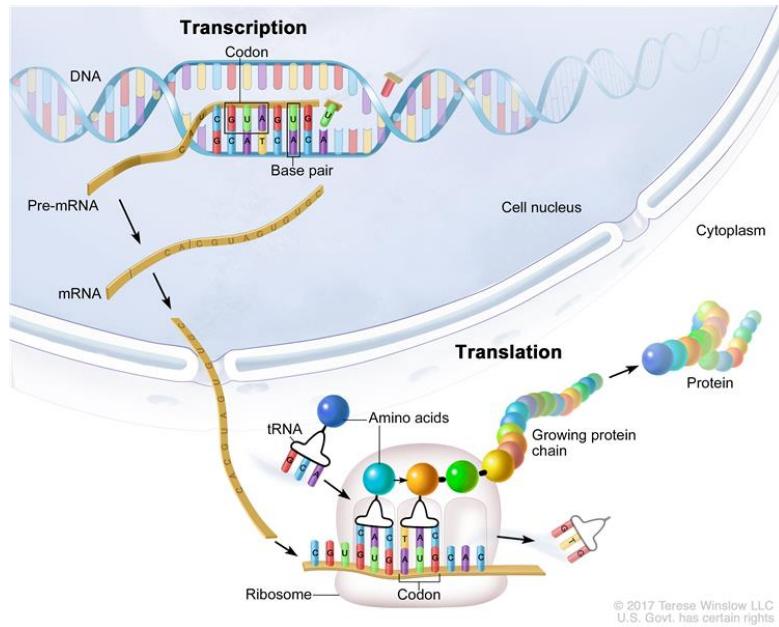


FIGURA 2.2: Transcripción y traducción. Fuente: [NCI \(2020\)](#).

Durante el proceso de Traducción, puede ocurrir un fenómeno llamado *Alternative Splicing*. Por ejemplo , en la Figura 2.3, notamos como un gen puede generar tres proteínas distintas, cada una con funciones distintas. Este fenómenos, complica bastante el análisis de DNA.

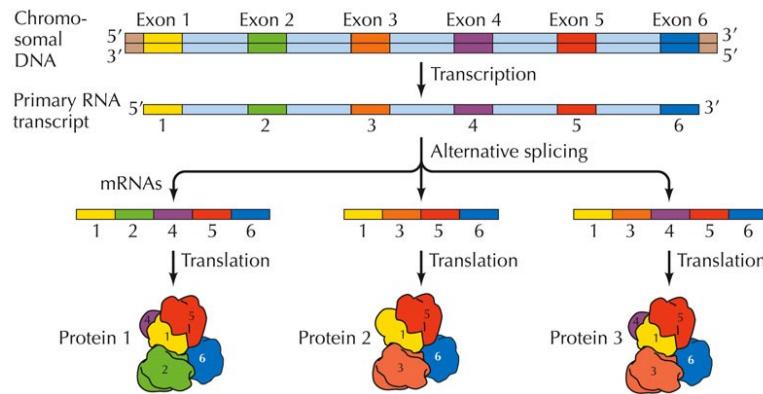


FIGURA 2.3: *Alternative Splicing*. Fuente: [NCI \(2020\)](#).

2.1.2. Mutaciones

Las mutaciones también llamadas variaciones, representan cualquier cambio en la secuencia de DNA, estos pueden ocurrir durante la división celular o por la exposición a agentes químicos o radioactivos. Estas mutaciones pueden ser beneficiosas, dañinas (cuando afectan la generación de proteínas) o no tener algún efecto (NCI, 2022). Varios tipos de Cáncer son ocasionados por estas mutaciones (Borden et al., 2022; Chen et al., 2021b; Mattos et al., 2020).

Según el tipo de célula afectada, tenemos: mutaciones somáticas y mutaciones *germline* (una mutación en estas células puede ser heredada a la descendencia) (Clancy, 2008). Según (Xu, 2018), las variaciones genómicas pueden clasificarse en tres grupos: *Single-Nucleotide Variant* (SNV), inserciones y eliminaciones (INDELS) y *Structural Variation* (SV). Una mutación se considera SNV cuando las variaciones afectan a menos de 10 bases.

En la Figura 2.4, presentamos ejemplos de SNV. Por ejemplo, las sustituciones pueden afectar la generación de un aminoácido, pero las inserciones o eliminaciones pueden afectar en cadena la generación de varios aminoácidos, a este tipo de fenómeno se le conoce como *frameshift mutation* (Xu, 2018).

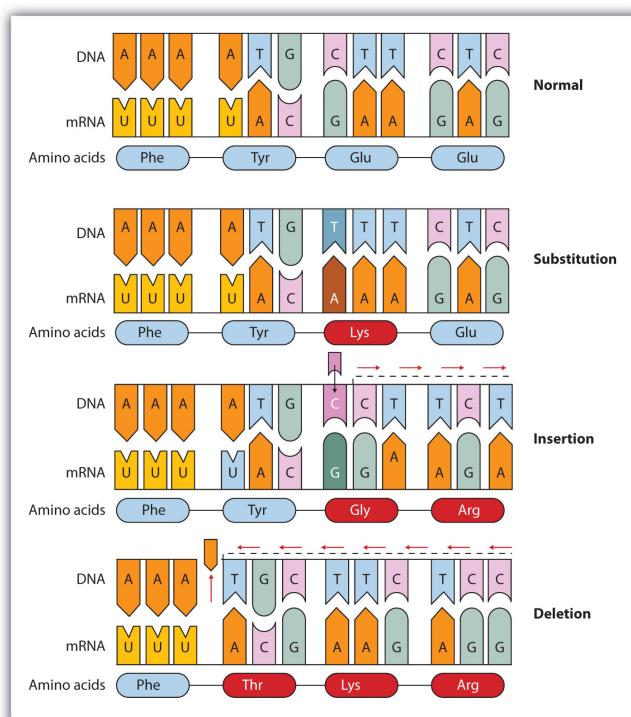


FIGURA 2.4: Ejemplos de SNV en el DNA. Fuente: Socratic.org (2022)

En la Figura 2.5, mostramos algunos tipos de SV. En este caso, también se pueden presentar INDELS, *Tandem duplication*, inversiones, traslocaciones y *Copy Number Variants* (CNV). Los CNVs, representan fuertes candidatos para ser biomarcadores de varios tipos de Cáncer ([Pan et al., 2019](#); [Lucito et al., 2007](#)). Otra mutación importante, es referente a la fusión de genes, en estos casos dos o más genes se fusionan y forman una proteína completamente diferente, este tipo de mutación también está fuertemente relacionado a varios tipos de Cáncer ([Kerbs et al., 2022](#); [Kim and Zhou, 2019](#); [Heyer and Blackburn, 2020](#)).

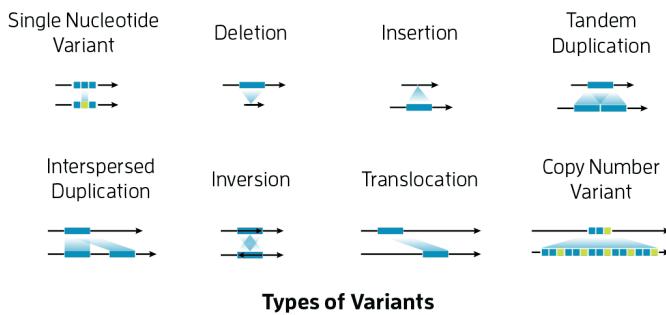


FIGURA 2.5: Ejemplos de variaciones en el DNA. Fuente: [PacBio \(2021\)](#)

2.2. Sistema inmunitario

El sistema inmunitario hace referencia al conjunto de células y procesos químicos que tiene como función protegernos de agentes extraños como: microbios, bacterias, células de Cáncer, toxinas, etc. [Marshall et al. \(2018\)](#). En esta sección, se explicará de forma breve el comportamiento del sistema inmunitario frente cuando un agente extraño (antígeno) ingresa al cuerpo humano.

2.2.1. Células T y APC

Las células T también llamadas linfocitos T, se forman a partir de la médula ósea y son los encargados de eliminar agentes extraños (antígenos) [NCI \(2022\)](#). Estas células están compuestas por un T-cell Receptor (TCR), que es el encargado de reconocer y enlazar a los antígenos. Luego, algunas células T, requieren de la acción de los *Antigen Presenting Cells* (APC), estas células APC son: células dendríticas, macrofagos, células B, fibroblastos y células epiteliales. Normalmente, los APC devoran los antígenos y luego los presentan a las células T para su eliminación ([Marshall et al., 2018](#)).

2.2.2. MHC I y II

Major Histocompatibility Complex (MHC) I y II, son proteínas que desempeñan un rol importante en el sistema inmunitario. Ambas proteínas tienen la función de presentar péptidos (antígenos) en la superficie de las células, para que sean reconocidas por las células T ([Abualrous et al., 2021](#)). MHC-I se encarga de la presentación de las células con núcleo, mientras que MHC-II, de las células APC.

El proceso de presentación de los antígenos por MHC-I es el siguiente (Figura 2.6): la proteína foránea es degradado por el proteasoma y se producen péptidos (posibles antígenos), luego estos péptidos son transportados al Endoplasmic Reticulum (ER) con la ayuda de *Transporter associated Antigen Processing* (TAP), luego es migrado al aparato de Golgi para ser presentado en la superficie de la célula y es enlazado a la proteína MHC-I, una vez en la superficie, el antígeno puede ser reconocido por las células CD8+T ([Zhang et al., 2019](#)).

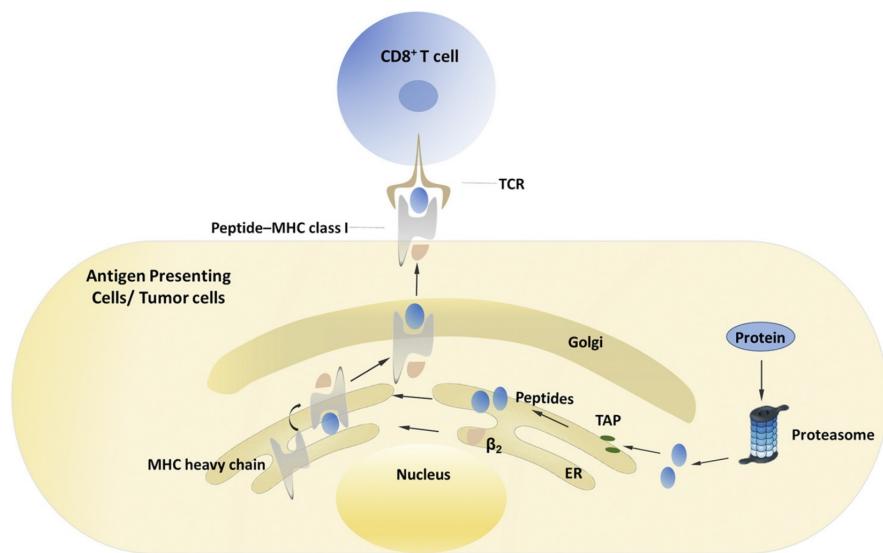


FIGURA 2.6: Presentación de antígenos por MHC-I. Fuente: [Zhang et al. \(2019\)](#)

Para el caso de MHC-II, es un proceso similar (Figura 2.7): primero, los patógenos son devorados por fagocitosis, los péptidos asociados a MHC-II son producidos en el Endoplasmic Reticulum (ER), para luego ser trasladados al aparato de Golgi, y luego ser transportados a la superficie de las células una vez enlazadas con MHC-II, finalmente, son reconocidas por las células CD4+T ([Zhang et al., 2019](#)).

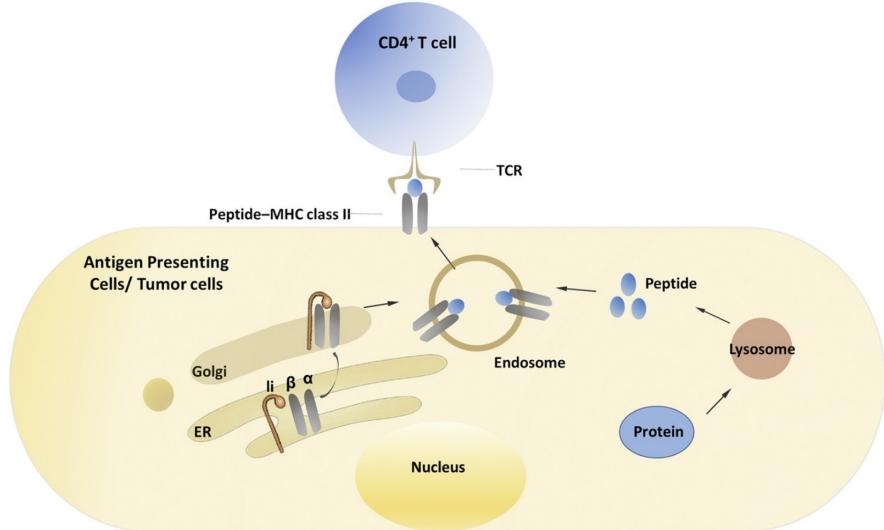


FIGURA 2.7: Presentación de antígenos por MHC-II. Fuente: [Zhang et al. \(2019\)](#)

2.2.3. Neo antígenos

Es una proteína que se forma en las células de Cáncer cuando ocurre mutaciones en el DNA. Los neo antígenos cumplen un rol importante al estimular una respuesta inmune en contra de células de Cáncer. En la actualidad, se estudia su uso en el desarrollo de vacunas contra el Cáncer [NCI \(2022\)](#). Una característica importante de los neo antígenos, es que solo están presentes en células tumorales y no en células sanas, debido a eso son considerados factores clave en la inmunoterapia del Cáncer [Borden et al. \(2022\)](#). En la actualidad hay varios métodos para detectar a predecir neo antígenos, pero solo una pequeña porción de ellos logran estimular al sistema inmune [Chen et al. \(2021b\); Hao et al. \(2021\)](#).

Este proceso para la detección de neo antígenos, generalmente consiste en: (1) extracción del tejido tumoral, (2) identificación de mutaciones, (3) detección de neo antígenos y predicción de immunogenicidad, (4) desarrollo de experimentos in vitro y (5) desarrollo de la vacuna ([Mattos et al., 2020; Peng et al., 2019](#)) (ver Figura 2.8).

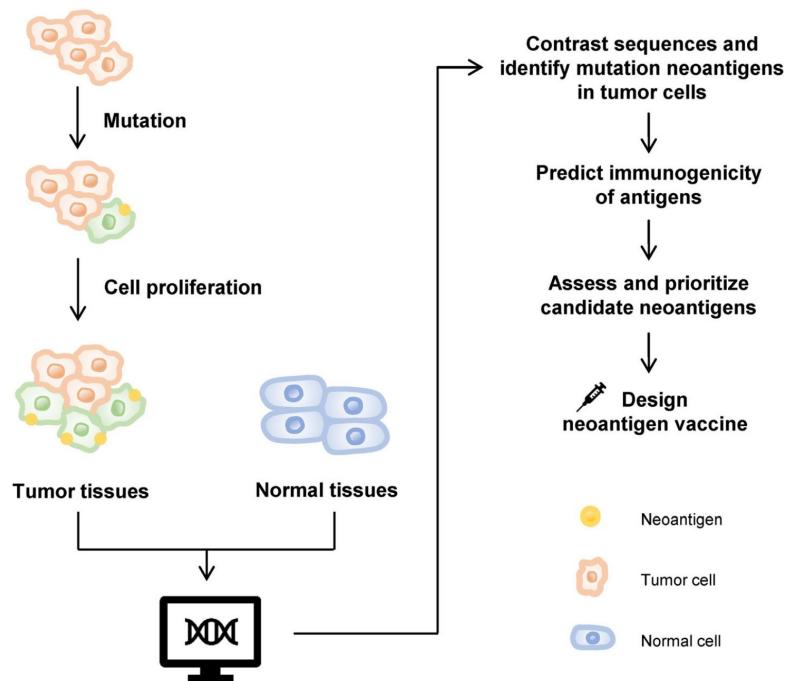


FIGURA 2.8: Proceso para la detección de neo antígenos y generación de vacunas personalizadas. Fuente: ([Mattos et al., 2020](#))

2.3. Machine Learning

Machine Learning (ML) es una categoría de algoritmos computacionales capaces de emular algunas acciones inteligentes. Es el resultado de varias disciplinas como: inteligencia artificial, probabilidad, estadística, ciencia de la computación, teoría de la computación, psicología y filosofía ([El Naqa and Murphy, 2022](#)). *Machine Learning* tiene varias definiciones, pero una de las mas acertadas, según [Samuel \(1967\)](#): “Campo de estudio que brinda a las computadoras la habilidad de aprender sin haber sido explicitamente programado”.

2.3.1. Algoritmos de aprendizaje

Un algoritmo de aprendizaje o *machine learning algorithm*, es aquel algoritmo que no debe ser programado explícitamente, este aprende de la experiencia, a partir de datos ([Goodfellow et al., 2016](#)). Según [Mitchell \(1997\)](#): “A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P , if its performance at tasks in T , as measured by P , improves with experience E ”. La traducción a español indicaría: “Un programa de computadora puede aprender de una experiencia E , para una tarea T y con una métrica de desempeño P , si el desempeño de

la tarea T , medido con P , mejorar con la experiencia E ”. Esto, nos da a entender que un programa de computadora puede aprender si mejora su desempeño según aumente su experiencia o datos.

2.3.1.1. La tarea, T

La tarea T de ML, puede ser descrito como de la forma en que el sistema de ML procesa una muestra o ejemplo. Según [Goodfellow et al. \(2016\)](#) las tareas más comunes de ML son:

- **Clasificación.** En este caso, el algoritmo de ML debe predecir la clase a la que pertenece la muestra. Entonces, al algoritmo debe producir una función: $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \{1, \dots, k\}$. También puede escribirse como: $y = f(x)$, aquí x representa la entrada y la función f determinará la clase a la que pertenece.
- **Regresión.** El algoritmo debe producir una función: $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Es decir, dada como entrada un vector x de reales, el algoritmo de ML debe predecir un valor en los números reales.
- **Transcripción.** En este caso, dada como entrada datos no estructurados, el algoritmo de ML debe generar información de forma textual. Por ejemplo: dada una imagen como entrada, la salida sería el texto encontrado en la imagen.
- **Maquinas de traducción.** Como el nombre indica, la entrada es un texto en un lenguaje y la salida es un texto en otro lenguaje.
- **Salida estructurada.** En este caso la salida es un vector o alguna estructura de datos de varios valores. El procesamiento natural de lenguaje es un buen ejemplo, la entrada es un texto y la salida es un árbol que denota la estructura gramatical y semántica de la entrada.
- **Detección de anomalías.** En este tipo de problemas el algoritmo de ML, busca detectar eventos anómalos, es decir muestras que no corresponden a la distribución normal de los datos. Un ejemplo, es la detección de transacciones fraudulentas.
- **Síntesis y muestreo.** En este caso, el algoritmo de ML debe generar nuevas muestras a partir de un conjunto de entrenamiento. Esto se aplica en los videojuegos, para la generación automática de texturas para objetos de gran tamaño.

2.3.1.2. El desempeño, P

Es muy importante medir el desempeño de un algoritmo de ML, usualmente la métrica utilizada puede variar según la tarea T . Para tareas de clasificación, usualmente se suele aplicar *Precision* y *Recall*, estos están detallados en las Ecuaciones 2.1 y 2.2 respectivamente (Dalianis, 2018).

$$\text{Precision} : P = \frac{tp}{tp + fp} \quad (2.1)$$

$$\text{Recall} : R = \frac{tp}{tp + fn} \quad (2.2)$$

tp , hace referencia a la cantidad de muestras que eran verdaderas y han sido reconocidas como verdaderas; fp , son las muestras que eran falsas, pero fueron reconocidas como verdaderas; fn , son las muestras que eran negativas y fueron reconocidas como negativas. Otra métrica importante es el *F-score*, este puede ser definido como el peso promedio de *Precision* y *Recall* (Dalianis, 2018). En la Ecuación 2.3, presentamos la definición.

$$F - score : F_{\beta} = (1 + \beta^2) * \frac{P * R}{\beta^2 * P + R} \quad (2.3)$$

Cuando $\beta = 1$:

$$F - score : F_1 = 2 * \frac{P * R}{P + R} \quad (2.4)$$

Finalmente otra métrica, aunque no muy recomendada para datos no balanceados es el *accuracy*. Este representa el porcentaje de muestras reconocidas correctamente.

$$\text{Accuracy} : acc = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn} \quad (2.5)$$

Para otro tipo de problemas, como regresión se puede aplicar el *error rate*, esta es una medida en los números reales y nos indica que tan diferente es la predicción realizada por un algoritmo de ML Goodfellow et al. (2016).

2.3.1.3. La experiencia, E

Según el tipo de experiencia que realizan los algoritmos de ML, se pueden clasificar en: Aprendizaje supervisado y Aprendizaje no supervisado Goodfellow et al. (2016).

- **Aprendizaje supervisado.** En este caso, cada muestra para el entrenamiento tiene los datos de entrada x y una etiqueta l . La idea es que el algoritmo de ML, pueda aprender de estos datos y luego realizar predicción de la etiqueta j tomando como entrada sólo los datos x .
- **Aprendizaje no supervisado.** En este caso, solo se cuenta con muestras no etiquetadas. Entonces el algoritmo de ML, debe agrupar los datos en *clusters*. Un ejemplo de estos problemas es la segmentación de clientes, segmentación de noticias, etc.

2.3.2. Redes neuronales

Uno de los modelos mas representativos de ML son las redes neuronales. Estas se basan en unidades llamadas neuronas (perceptrón). En la Figura 2.9, se muestra esta representación, donde x_i , representa un atributo, w_i es el peso que se asigna al atributo x_i , de esta forma la neurona representa el resultado de multiplicar un peso a un atributo: $\sum_{i=1}^d x_i \cdot w_i$, una representación vectorial sería: $\mathbf{x}^T \mathbf{w}$ (Nielsen, 2015). Luego, a dicho resultado se aplica una función de activación, la función mas utilizada es la función sigmoidea (Equación 2.6 y 2.7).

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2.6)$$

, donde $z = \sum_i w_i \cdot x_i - b$.

$$\frac{1}{1 + e^{-\sum_i w_i \cdot x_i - b}} \quad (2.7)$$

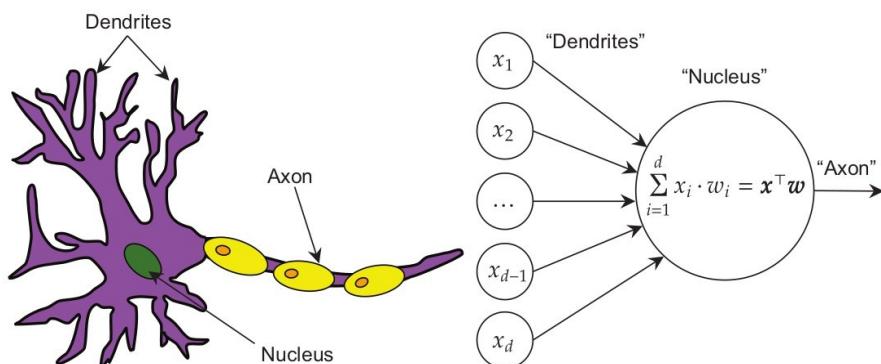


FIGURA 2.9: Representación de una neurona. Fuente: [Raff \(2022\)](#).

El perceptrón, es capaz de solucionar varios problemas, pero para casos complejos puede formar una red, como se presenta en la Figura 2.10.

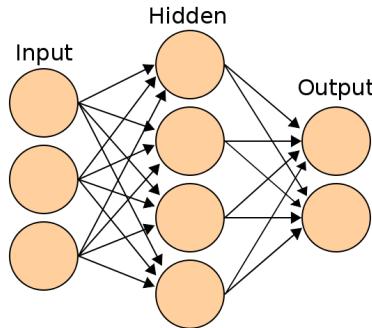


FIGURA 2.10: Representación de una red neuronal.

2.4. Deep learning

Deep learning (DL) es una subcategoría de *Machine Learning*, a diferencia de los algoritmos tradicionales de ML, usualmente DL trata con señales sin pre-procesamiento, los modelos (basados en redes neuronales) son mucho mas complejos tanto en dimensión como en el método de aprendizaje (El Naqa and Murphy, 2022). Por ejemplo, en la Figura 2.11, presentamos la relación entre inteligencia artificial, ML y DL, de ahí podemos concluir que ML es parte de la IA y DL es parte de ML (El Naqa and Murphy, 2022).

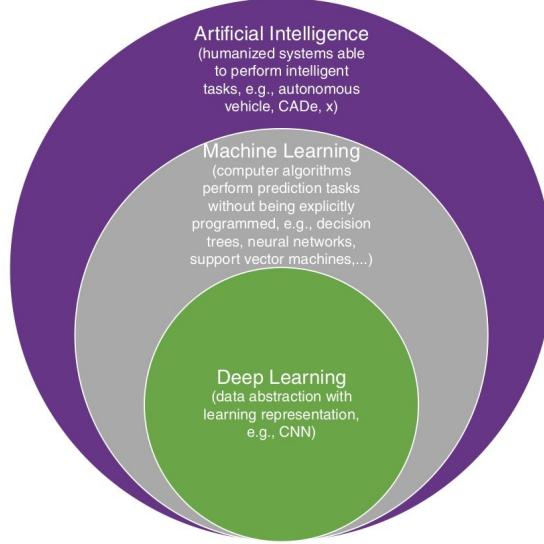


FIGURA 2.11: Relación entre Inteligencia Artificial, *Machine Learning* y *Deep Learning*.

Fuente: El Naqa and Murphy (2022).

2.4.1. Deep Feedforward networks

Deep Feedforward networks son perceptrones multicapa o *multilayer perceptrons* (MLP). Su objetivo es aproximar una función f^* , para el caso de clasificación, podría modelarse como $y = f^*(x)$. Luego, un *feedforward network*, define un mapeo $y = f(x; \theta)$ y aprende los valores de los parámetros θ [Goodfellow et al. \(2016\)](#). Entonces un *Deep Feedforward networks*, es una red neuronal tradicional pero con un número grande de neuronas y capas (Figura 2.12). Existen muchos tipos de *Deep Feedforward networks*, estas serán detalladas en los siguientes apartados.

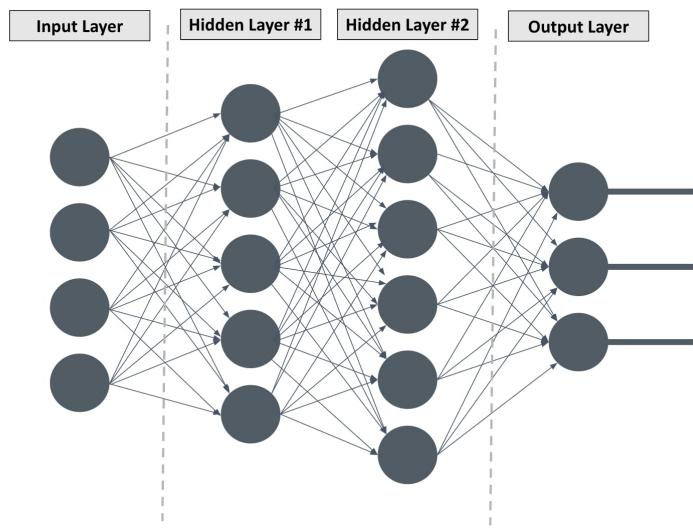


FIGURA 2.12: Representación de un *Deep Feedforward Network*. Fuente: [El Naqa and Murphy \(2022\)](#).

2.4.2. Convolutional Neural Networks

Una *Convolutional Neural Networks* (CNN), es una red neuronal basada en la operación de convoluciones (utilizada en procesamiento de imágenes). Generalmente estas redes neuronales se aplican a problemas de visión computacional ([Zhang et al., 2021](#)). La operación básica es la convolución, esta se presenta en la Figura 2.13. Se toman pequeñas ventanas de una imagen y se realiza el producto punto con un *kernel* ya establecido. Según los diferentes valores del *kernel*, se pueden obtener diferentes resultados en la imagen de salida como: detección de bordes, suavizados, dilatación, etc.

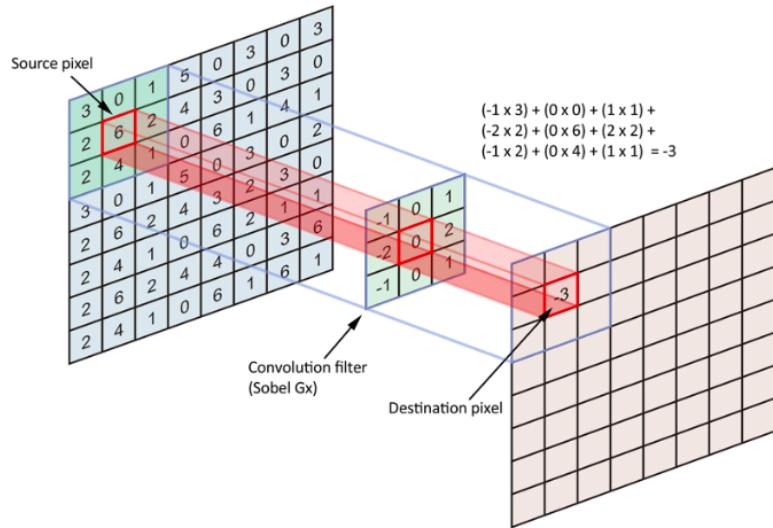


FIGURA 2.13: Ejemplo de una convolución en procesamiento de imágenes. Fuente: [Shuchen \(2022\)](#).

Con inspiración en la operación de convolución, se plantean las CNN por primera vez por LeCun et al. (1998). En la Figura 2.14, se presenta la LeNet-5, planteado por los autores. Luego, surgen diversas propuestas como AlexNet (Krizhevsky et al., 2012), VGGNet (Simonyan and Zisserman, 2014), GoogleNet (Szegedy et al., 2015) y ResNet (He et al., 2016).

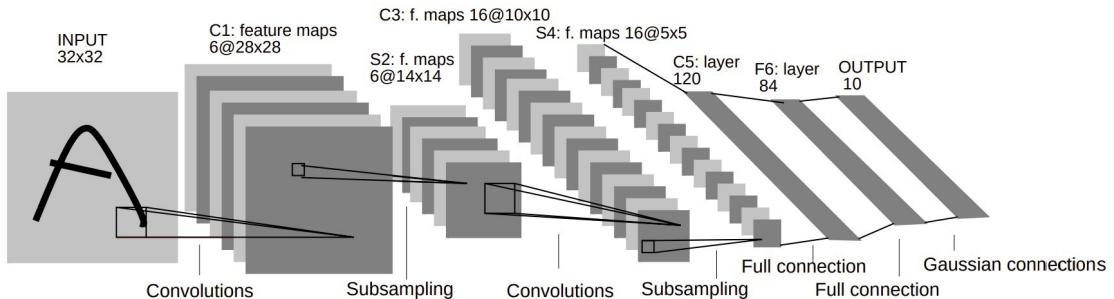


FIGURA 2.14: Arquitectura de LeNet-5, una CNN para el reconocimiento de dígitos. Fuente: [LeCun et al. \(1998\)](#).

2.4.3. Recurrent Neural Networks

Mientras que las CNN están especializadas para manejar información espacial, las *Recurrent Neural Networks* (RNN), se especializan en información secuencial (Zhang et al., 2021). En este campo, se habla del tiempo como una variable y se tratan problemas de series temporales por ejemplo.

El término RNN, aparece por primera vez en los trabajos de Rumelhart et al. (1985) y Jordan (1997). Algunos autores, comentan también que el inicio de las RNN fue con las

redes de Hopfield ([Hopfield, 1982](#)). En general estas RNN, tienen dos entradas: estado actual y estado anterior; luego la RNN predice el siguiente estado. El problema de estas redes neuronales surgen por una falta de memoria, es decir cuando tenemos varios estados, el estado inicial va a influenciar cada vez menos a los estados futuros.

Como alternativa de solución al problema mencionado anteriormente, surgen Long Short-Term Memory, propuesta por [Hochreiter and Schmidhuber \(1997\)](#). Una red neuronal LSTM, es capaz de recordar un dato relevante de una secuencia y almacenarlo varios instantes de tiempo. En la Figura 2.15, explicamos brevemente el funcionamiento de LSTM, los datos que ingresan a una compuerta (*gate*), son los datos de entrada en un tiempo específico y el estado oculto anterior. Luego, es procesado por tres capas totalmente conectadas: *input gate*, *forget gate* y *output gate* ([Zhang et al., 2021](#)).

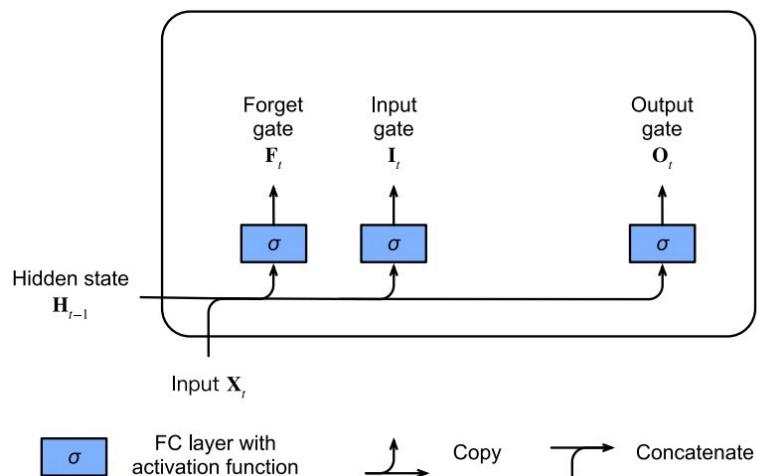


FIGURA 2.15: Ejemplo del procesamiento del *input gate*, *forget gate* y *output gate* de LSTM. Fuente: [Zhang et al. \(2021\)](#).

2.4.4. Transformers

El concepto del mecanismo de atención fue introducido inicialmente por Bahdanau en 2014 ([Bahdanau et al., 2014](#)) para abordar las limitaciones asociadas con vectores de codificación de longitud fija. Este enfoque novedoso produjo resultados comparables a los estados del arte en la traducción de inglés a francés. Posteriormente, el mecanismo de atención encontró aplicación en la inferencia de lenguaje natural ([Parikh et al., 2016](#)), lo que llevó a la propuesta de una red de atención estructurada ([Kim et al., 2017](#)). Sin embargo, es importante señalar que estos módulos de atención se utilizaban típicamente en conjunto con redes recurrentes. Ocurrió un cambio significativo en 2017 con la publicación del innovador artículo “Attention Is All You Need” propuesta por [Vaswani et al. \(2017\)](#), que presentó una nueva arquitectura de red conocida como Transformer. Esta arquitectura se basó exclusivamente en mecanismos de atención y representó una

partida fundamental de los enfoques tradicionales. En 2018, Devlin et al. (2018) introdujo el modelo bidireccional de *Transformer Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT). Desde entonces, se ha convertido en uno de los modelos de Transformer más reconocidos e influyentes en el campo. El Transformer se basa en el concepto de *self-attention*, que se refiere a cuánta atención presta una palabra a otras palabras. Por ejemplo, en la siguiente oración: “El animal no cruzó la calle porque estaba muy cansado”, *self-attention* permite asociar “estaba” con “animal” (Prince, 2023).

En este contexto, el bloque principal es la autoatención $sa[\bullet]$, que toma N entradas x_n , cada una de dimensión $D \times 1$, y devuelve N vectores de salida del mismo tamaño. En el procesamiento del lenguaje natural, cada entrada x_n representa una palabra; mientras que en secuencias de proteínas, representa un aminoácido. Luego, se calculan un conjunto de valores mediante $v_n = \beta_v + \Omega_v x_n$, donde β_v y Ω_v son los sesgos y pesos, respectivamente. Así, el bloque de autoatención se calcula mediante la Ecuación ???. El peso $a[x_m, x_n]$ es la atención que la salida x_n presta a x_m .

$$a[x_m, x_n] = \text{softmax}[k^T \cdot q_n] \quad (2.8)$$

$$Sa[X] = V \cdot \text{softmax}[k^T \cdot q_n] \quad (2.9)$$

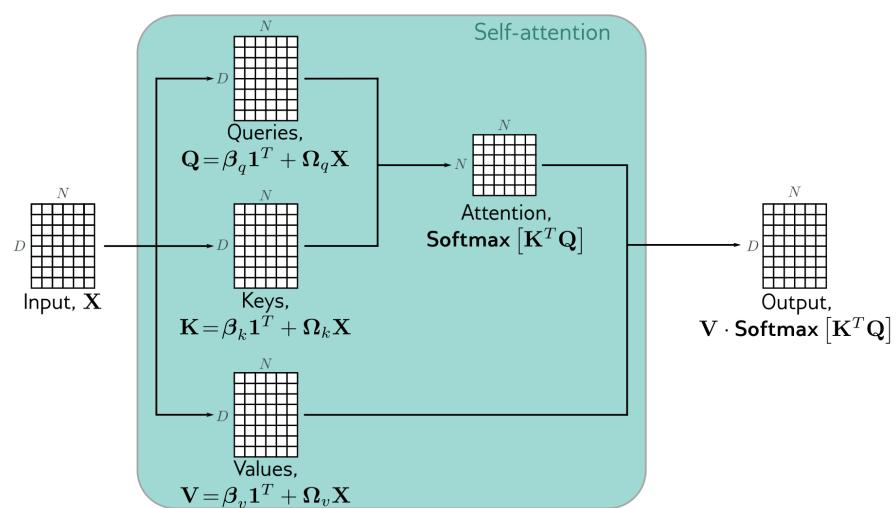
$$Sa[X] = V \cdot \text{softmax} \left[\frac{k^T \cdot q_n}{\sqrt{D_q}} \right] \quad (2.10)$$

Además, aplicar varios *multi-head self-attention* lográ mejores resultados. Entonces, la concatenación de varios *head attentions* se presenta en la Equación 2.11.

$$MhSa[X] = \Omega_c[Sa_1[X]; Sa_2[X]; \dots; Sa_H[X];] \quad (2.11)$$

2.4.5. BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), propuesta por Devlin et al. (2018), está inspirada por la red *Tranformer* y su mecanismo de atención, la cual entiende la relación contextual entre diferentes palabras. A diferencia de una RNN, BERT no tiene dirección, es decir lee la secuencia entera. Esta característica, le permite al modelo aprender información contextual de una palabra con respecto a las otras (Kelvin, 2022).

FIGURA 2.16: How to compute attention weights. Source: [Prince \(2023\)](#)

Capítulo 3

Estado del Arte

En este capítulo detallamos la metodología utilizada para realizar una Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) referente a los métodos basados en Transformer y redes neuronales que utilicen mecanismos de atención para la detección de neoantígenos.

3.1. Revisión Sistemática de la Literatura (RSL)

Nuestro enfoque principal se centra en la priorización de neoantígenos (ver Figura 3.1), ya que esta área ha sido objeto de una cantidad significativa de investigaciones que utilizan Transformers. Además, integramos análisis de pipelines y estudios de ensayos clínicos para obtener información sobre los hallazgos más recientes en cuanto a la aplicación de la detección de neoantígenos en vacunas personalizadas contra el cáncer.

Según las cadenas de búsqueda de la Tabla 3.1 y considerando solo trabajos publicados a partir de 2018, se analizaron los títulos de los artículos, obteniendo un total de 151 artículos. Luego, se seleccionó un subconjunto en función de los criterios de inclusión: artículos con una categoría ERA (A o B) o artículos de revistas en los cuartiles Q1/Q2. Al final de esta etapa, se obtuvieron 79 artículos.

3.2. Resultados de la RSL

3.2.1. Detección de neoantígenos

La detección de neoantígenos se basa en la identificación inicial de candidatos, seguida de su posterior priorización. En esta sección, explicaremos el proceso de detección de candidatos a neoantígenos (etapa 2 en la Figura 3.1).

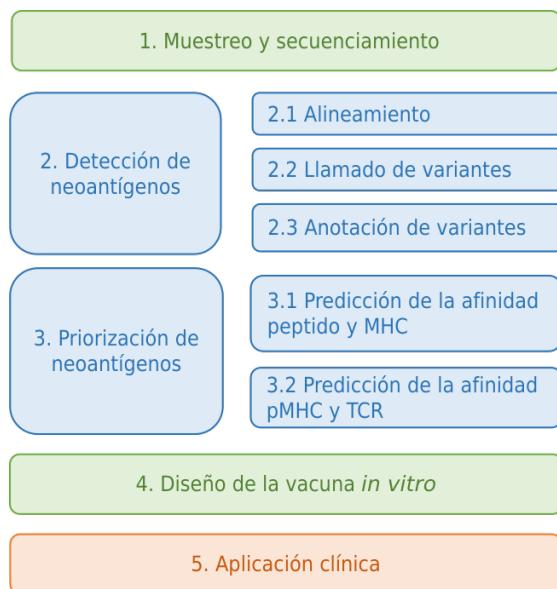


FIGURA 3.1: Una visión general de cada fase del proceso de generación de vacunas personalizadas basadas en neoantígenos.

Durante esta etapa, se utilizan datos de secuenciación de ADN (DNA-seq) y de ARN (RNA-seq) para identificar candidatos a neoantígenos. Sin embargo, en este campo, se han adoptado ampliamente varias herramientas bien establecidas, y los Transformers no se utilizan regularmente. En primer lugar, se encarga de tomar datos de DNA-seq, RNA-seq y *Mass Spectrometry* (MS) como entrada. Luego, procede a alinear estas secuencias utilizando herramientas como BWA-MEM y Bowtie2. Además, STAR podría ser utilizado porque alinea muestras de tumores de manera más efectiva ([Rubinsteyn et al., 2018](#)). La salida de esta etapa consiste en archivos de alineación BAM. Para la llamada de variantes, se podrían emplear MuTect y Strelka. Posteriormente, la información de ambos métodos se podría combinar, siguiendo el enfoque utilizado por [Zhou et al. \(2021\)](#) y [Rubinsteyn et al. \(2018\)](#). La salida consiste en archivos VCF. A continuación, está la etapa de anotación de variantes, donde se utilizan archivos con formato VCF para derivar péptidos generados a partir de estas variaciones o mutaciones; Isovar y ANNOVAR podrían ser utilizados en esta tarea. Finalmente, para determinar el tipo de HLA del paciente, la herramienta OptiType es una opción. Al final, tenemos varios candidatos a neoantígenos y los tipos de HLA del paciente.

3.2.2. Priorización de neoantígenos

La priorización de neoantígenos es la tercera etapa en el desarrollo de vacunas contra el cáncer (Figura 3.1). En esta etapa, se toman los candidatos a neoantígenos y se predice su afinidad con el MHC, un problema conocido como predicción del enlace pMHC. Luego, este complejo pMHC se utiliza para predecir la interacción con el TCR. Ambos

TABLA 3.1: Cadenas de búsqueda utilizadas en la RSL para cada fase de detección de neoantígenos.

Categoría	Cadena de búsqueda
Priorización de neoantígenos	(mhc OR hla) AND (peptide OR epitope OR antigen) AND (specificity OR immunogenicity OR binding OR affinity OR predict* OR detection OR presentation OR classification) AND (transformer* OR bert* OR attention OR 'transfer learning' OR method* OR predict*)", (tcr OR 't cell' OR t-cell) AND (mhc OR peptide OR epitope OR antigen) AND (specificity OR immunogenicity OR binding OR affinity OR predict* OR detection OR presentation OR classification) AND (transformer* OR bert* OR attention OR 'transfer learning' OR method* OR predict*)
Pipelines	(pipeline OR toolkit) AND (tcr OR 't cell' OR t-cell OR mhci OR hla OR peptide OR epitope OR antigen* OR neoantigen*) (pipeline OR tool* OR workflow OR application OR web*) AND (peptide OR epitope OR antigen* OR neoantigen* OR neoepitope*) AND (immunotherapy OR detection OR identify* OR predict* OR presentation*)
Ensayos clínicos	(neoantigen OR neoepitope OR dendritic cell) AND (vaccines OR immunology)

problemas toman dos secuencias de proteínas como entrada, y el objetivo es predecir su afinidad (regresión) o unión (clasificación).

3.2.2.1. Bases de datos

Para priorizar neoantígenos, los investigadores a menudo recopilan muestras de diversas fuentes, generalmente extrayendo datos de estudios previos y recursos similares. Sin embargo, existen conjuntos de datos públicos disponibles, como se enumeran en la Tabla 3.2, que se centran específicamente en la interacción entre péptidos y MHC (péptido-MHC) (Wu et al., 2018; Zhou et al., 2019; Tan et al., 2020; Lu et al., 2022), así como en la interacción entre pMHC y TCR (Shugay et al., 2018; Bagaev et al., 2020). Es importante destacar que un estudio reciente proporciona estructuras tridimensionales de péptidos y HLA, lo que introduce una nueva perspectiva de investigación. Finalmente, la *Immune Epitope Database* (IEDB) (Vita et al., 2018) se destaca como un recurso ejemplar en este campo.

TABLA 3.2: Bases de datos públicas de unión pMHC e interacción pMHC-TCR

Nombre	Año	Ref.	Descripción
VDJdb	2018	Shugay et al. (2018); Bagaev et al. (2020)	Base de datos de unión del TCR al pMHC, contiene 5491 muestras.
IEDB	2018	Vita et al. (2018)	Es la base de datos más grande que contiene información de <i>epitopes</i> de células T de humanos y otros organismos.
TSNAdb	2018	Wu et al. (2018)	Involucra 7748 muestras de mutaciones y HLA de 16 tipos de cáncer.
NeoPeptide	2019	Zhou et al. (2019)	Incorpora muestras de neoantígenos resultantes de mutaciones somáticas y elementos relacionados. También contiene 1818137 <i>epitopes</i> de más de 36000 neoantígenos.
pHLA3D	2019	Oliveira et al. (2019)	Presenta 106 estructuras 3D de las cadenas α , $\beta 2M$ y péptidos de las moléculas HLA-I.
dbPepNeo	2020	Tan et al. (2020)	Contiene muestras validadas de la unión del pMHC a partir de MS. Incluye 407794 muestras de baja calidad, 247 de calidad media y 295 de alta calidad.
dbPepNeo2.0	2022	Lu et al. (2022)	Recopila una lista de neoantígenos y moléculas HLA. Presenta 801 HLAs de alta calidad y 842,289 de baja calidad. Además, 55 neoantígenos de clase II y 630 neoantígenos con unión al TCR.
IntroSpect	2022	Zhang et al. (2022a)	Es una herramienta para construir bases de datos sobre la unión pMHC. Utiliza datos de MS.
IPD-IMGT	2022	Robinson et al. (2020)	Tiene 25000 moléculas MHC y 45 <i>alleles</i> .

3.2.2.2. Predicción de la unión pMHC

Los enfoques para predecir la unión pMHC se pueden clasificar ampliamente en dos categorías: métodos *allele-specific* y métodos *pan-specific*. Los métodos *allele-specific* implican entrenar un modelo distinto para cada *allele* específico, mientras que los métodos *pan-specific* implican el entrenamiento de un modelo universal aplicable a una variedad de *alleles*. Luego, en la Tabla 3.3, presentamos una comparación de modelos Transformer y métodos de aprendizaje profundo que utilizan mecanismos de atención.

Dado que trabajamos con entradas de proteínas, cada aminoácido se representa utilizando una fila de la matriz BLOSUM. Algunos estudios han utilizado BLOSUM62 ([Jin et al., 2021](#); [Ye et al., 2021](#); [Zhao et al., 2019](#); [O'Donnell et al., 2018](#)) y BLOSUM50 ([Yang et al., 2021](#); [Hu et al., 2019](#)). Además, ciertos autores han utilizado una combinación de codificación one-hot y codificación BLOSUM ([Liu et al., 2021](#); [Jokinen et al., 2021](#); [Zeng and Gifford, 2019b,a](#)). Alternativamente, se han empleado métodos como el codificador universal de Google ([Kubick and Mickael, 2021](#)), AAindex ([Kawashima and Kanehisa, 2000](#); [Li et al., 2021](#)) (una base de datos de índices numéricos que representan propiedades fisicoquímicas y bioquímicas de los aminoácidos), coordenadas tridimensionales de aminoácidos ([Shi et al., 2020](#)), y la consideración de las propiedades fisicoquímicas de aminoácidos individuales ([Moris et al., 2021](#); [Montemurro et al., 2021](#); [Luu et al., 2021](#)). Más recientemente, algunos estudios han incorporado ligandos eluídos de la membrana celular, extraídos mediante datos MS ([Zhou et al., 2022](#); [Reynisson et al., 2020a,b](#); [O'Donnell et al., 2020](#); [Alvarez et al., 2019](#)).

Actualmente, NetMHCpan4.1 ([Reynisson et al., 2020a](#)) es un método de referencia, este es una red neuronal artificial profunda que consiste en 40 redes neuronales artificiales ensambladas; cabe destacar que maneja eficazmente conjuntos de datos de MS, al igual que el MHCflurry2.0 ([O'Donnell et al., 2020](#)).

Existen modelos de *Convolutional Neural Networks* (CNN) que incorporan un mecanismo de atención, como ACME ([Hu et al., 2019](#)). ACME utiliza una CNN con un módulo de atención que asigna pesos a posiciones de residuos individuales, con el objetivo de asignar mayores pesos a los residuos de mayor importancia en las interacciones pMHC. ACME logró un Coeficiente de Correlación de Rango de Spearman (SRCC) de 0.569, lo cual es superior a NetMHCpan 4.0. A continuación, tenemos MHCAttNet ([Venkatesh et al., 2020](#)), que utiliza una CNN seguida de una capa de atención. La capa de atención se utiliza para generar un mapa de calor sobre los aminoácidos, indicando las subsecuencias importantes presentes en la secuencia de aminoácidos. Otro modelo basado en CNN es DeepAttentionPan ([Jin et al., 2021](#)), que utiliza una CNN profunda para codificar péptidos y MHC en vectores de dimensiones $40 \times 10 \times 11$ antes de emplear un módulo de atención para calcular pesos posicionales. También contamos con DeepNetBim ([Yang et al., 2021](#)), que incorpora un módulo de atención similar a ACME y DeepAttentionPan. Sin embargo, utiliza dos CNN separadas para predecir la unión pMHC y la inmunogenicidad, que luego se combinan en las capas finales. Además, en su estudio sobre SpConvM ([Chen et al., 2021c](#)), los autores demostraron que la incorporación de núcleos globales en CNN con atención produjo un mejor rendimiento. Además, sus experimentos incluyeron una comparación de diferentes métodos de codificación de aminoácidos, incluyendo onehot, BLOSUM y Deep. Según sus hallazgos, la combinación de onehot, BLOSUM y Deep juntos dio como resultado mejores resultados. Recientemente, ha surgido el uso de

Capsule Neural Network (CapsNet) para modelar relaciones jerárquicas. CapsNet-MHC (Kalemati et al., 2023) se propone para predecir la unión pMHC-II, y superó a otras herramientas como HLAB, ACME, Anthem y NetMHCpan4.1 para péptidos pequeños de 8 a 11 mers.

Además, se han introducido varias *Recurrent Neural Networks* (RNN), como DeepHLApan (Wu et al., 2019), que es un modelo *allele-specific* que considera datos de unión pMHC e inmunogenicidad. El modelo presenta tres capas de *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) y una capa de atención, produciendo finalmente las predicciones de unión e inmunogenicidad. Además, este enfoque incorporó epitopos de células T CD8+ y datos de MS; logró una precisión que supera 0.9 para 43 alelos HLA. Además, el modelo *allele-specific* DeepSeqPanII (Liu et al., 2021) utilizó una combinación de codificación BLOSUM62 y one-hot, con un enfoque específico en MHC-II. El modelo incluyó dos capas de *Long Short-Term Memory* (LSTM) con 100 unidades y un bloque de atención para extraer información ponderada. El bloque de atención consistía en cuatro capas de convolución 1-D, y se emplearon tres capas completamente conectadas para predecir la afinidad. DeepSeqPanII superó a NetMHCIIpan 3.2 para 26 de los 54 *alleles*. Otra RNN es MATHLA (Ye et al., 2021), que utilizó una BiLSTM para aprender las dependencias entre los residuos de aminoácidos y aplicó *multi-head self-attention* para obtener información posicional para la salida de BiLSTM. La salida se procesó aún más a través de capas convolucionales 2-D. MATHLA logró un puntaje de AUC de 0.964, superando el rendimiento de NetMHCpan 4.0, MHCflurry y ACME, que obtuvieron puntajes de 0.945, 0.925 y 0.905, respectivamente. Recientemente, el modelo *allele-specific* DapNet-HLA (Jing et al., 2023) introdujo un conjunto de datos adicional de Swiss-Prot para muestras negativas. El método utilizó un método de *embedding* para cada token y su posición absoluta, que se comparó con varias técnicas de codificación, incluyendo la *Desviación de Dipeptide Deviation from Expected mean* (DDE), *Amino Acid Composition* (AAC), *Dipeptide Composition* (DPC), y *Encoding based on Grouped Weight* (EGBW). Recientemente, DapNet-HLA combinó las ventajas de CNN, SENet (para agrupamiento) y LSTM, logrando buenos resultados, aunque no se comparó directamente con métodos de vanguardia.

BERTMHC (Cheng et al., 2021) fue uno de los trabajos pioneros en incorporar la arquitectura BERT. Este predictor pan-específico de unión/presentación de pMHC-II utilizó el aprendizaje por transferencia de *Tasks Assessing Protein Embeddings* (TAPE) (Rao et al., 2019), un modelo entrenado con datos de la base de datos Pfam que comprende treinta y un millones de proteínas. Los autores integraron TAPE seguido de una capa *Fully Connected* (FC). En experimentos, BERTMHC superó a NetMHCIIpan3.2 y PUFFIN, logrando un AUC de 0.8822 en comparación con 0.8774. Del mismo modo, ImmunoBERT (Gasser et al., 2021) aprovechó el aprendizaje por transferencia de TAPE,

centrándose en la predicción de pMHC-I. El modelo también utilizó capas FC después del modelo TAPE. El análisis de los autores concluyó que los aminoácidos en proximidad a los extremos N/C del péptido son de alta relevancia, según análisis de LIME y SHAP. Además, CapTransformer (Chen et al., 2021a) introdujo un innovador mecanismo de *cross self-attention* que alinea y agrega eficazmente las características de los residuos de pMHC de manera conjunta. Al utilizar tanto la *self-attention* como *cross self-attention*, facilita el aprendizaje de representaciones de características para los residuos individuales y la información global de unión pMHC, lo que resulta en un rendimiento superior en comparación con NetMHCpan4.0.

Otros métodos que utilizaron el aprendizaje por transferencia incluyen MHCRoBERTa (Wang et al., 2022a) y HLAB (Zhang et al., 2022b). El primero empleó cinco *encoders* con doce *multi-head self-attention*. Inicialmente, el enfoque utilizó un entrenamiento auto-supervisado con datos de las bases de datos UniProtKB y Swiss-Prot. El método también aplicó la tokenización de *subtokens* y superó a NetMHCpan4.0 y MHCflurry2.0, logrando un coeficiente de correlación de Spearman Rank (SRCC) de 0.543. HLAB aprovechó el aprendizaje por transferencia de ProtBert-BFD (Elnaggar et al., 2021), que fue entrenado con datos del conjunto de datos BFD que contiene 2,122 millones de proteínas. HLAB empleó un modelo BiLSTM al final de ProtBert-BFD y logró un rendimiento superior a NetMHCpan4.1. Además, una investigación adicional examinó la aplicación del aprendizaje por transferencia y la aplicación de *padding* (Arceda, 2023). Finalmente, TransPHLA (Chu et al., 2022) aplica la *self-attention* a los péptidos, TransPHLA superó a NetMHCpan4.1, y ofrece la ventaja de ser efectivo para péptidos y *alleles* de MHC de diferentes tamaños.

Una propuesta interesante implica el uso del modelo *Star-Transformer*, SMHCpan (Ye et al., 2023), un modelo liviano en el que la estructura de FC se reemplaza por una topología en forma de estrella. Además, las *Graph Neural Networks* (GNN) se han utilizado en varios problemas de *Protein-Protein Interaction* (PPI) debido a que gestionan las relaciones entre proteínas. En este contexto, surgió una propuesta novedosa, ESM-GAT (Hashemi et al., 2023), que utilizó arquitecturas BERT y aprendizaje por transferencia de los modelos ESM1b y ESM2, luego apiló una *Graph Attention Network* (GAT). Superó a NetMHCpan4.1; sin embargo, los autores no compararon la propuesta con otras herramientas del estado del arte.

3.2.2.3. Predicción de la unión pMHC-TCR

Los modelos, en general, tienen como entrada secuencias de TCR y pMHC. La representación de estos datos y la extracción de características son esenciales para obtener

mejores resultados. Muchos modelos utilizan la matriz BLOSUM, mientras que algunos modelos emplean la codificación one-hot, y otros combinan BLOSUM y la codificación one-hot. Sin embargo, algunos optan por utilizar *Granularity vectors* (Xu et al., 2022).

Las CNN con mecanismos de atención se emplean porque capturan y procesan eficazmente los datos. MIX-TPI (Yang et al., 2023), un marco computacional multimodal, utiliza CNN con *self-attention*. También, se utilizan para construir *sequence-based extractors* (SE) y *physicochemical-based extractors* (PE), que se encargan de aprender características refinadas de secuencias y características fisicoquímicas, respectivamente. Finalmente, *self-attention* se emplea para fusionar estas representaciones y predecir la unión pMHC-TCR.

Por otro lado, las RNN realizan tareas que involucran datos secuenciales de aminoácidos de TCR y pMHC, y existen varios estudios de RNN con mecanismos de atención, como DLpTCR (Xu et al., 2021) y AttnTAP (Xu et al., 2022). DLpTCR es un conjunto de tres arquitecturas de aprendizaje profundo que incluyen *Fully Connected Layers* (FCN), LeNet-5 y ResNet-20 para predecir la probabilidad de interacción péptido-TCR y utiliza un mecanismo de atención en ResNet-20 para mejorar la calidad de las salidas generadas. AttnTAP es un marco de aprendizaje profundo de doble entrada que incluye una BiLSTM y una perceptrón multicapa (MLP), y un mecanismo de atención para extraer características de TCR y péptidos por separado y realizar la predicción de la unión péptido-TCR. Algunos estudios utilizaron CNN, RNN y mecanismos de atención, como TcellMatch (Fischer et al., 2020). TcellMatch es un conjunto de modelos de aprendizaje profundo con múltiples arquitecturas y utiliza una tecnología llamada de *single-cell*, que permite la secuenciación simultánea de las cadenas TCR α y β y la determinación de la especificidad de las células T. Este estudio también realiza múltiples comparaciones y demuestra que los modelos que incluyen tanto la cadena α como la cadena β tienen una ventaja predictiva sobre los modelos que solo incluyen la cadena β , aunque la diferencia es pequeña pero significativa.

En la actualidad, se han desarrollado una variedad de modelos basados en Transformers. ATM-TCR (Cai et al., 2022) introdujo el uso de mecanismos de atención como parte principal y presentó un modelo que utiliza una red de *multi-head self-attention*. Este modelo consta de dos *encoders* para secuencias de TCR y *epitopes* y un *decoder* lineal para determinar la unión. Utiliza una red de *multi-head self-attention* para obtener representaciones contextuales de cada secuencia. Cada una de las secuencias de TCR y *epitopes* se alinea a través de IMGT y se utiliza la distancia euclídea para calcular si hay unión o no. Luego, AVIB (Grazioli et al., 2022), una generalización de múltiples secuencias del *Variational Information Bottleneck*, introdujo un novedoso método llamado *Attention of Experts* (AoE). AoE puede aprovechar los abundantes datos disponibles

cuando falta la secuencia de la cadena CDR3 α o CDR3 β . Tambien surge BERTrand (Myronov et al., 2023), la arquitectura, BERT, se pre-entreno y realizo *fine-tuning* para la predicción de la unión péptido-TCR. Inicialmente, los péptidos y TCR se representan como secuencias de tokens, y cada péptido y TCR se concatenan en una secuencia unificada que conserva su información posicional y tipológica. Otro modelo es Hybrid gMLP (Zhang et al., 2023a) que combinó el modelo gMLP con el mecanismo de atención, donde la información se obtuvo a través de gMLP, y luego se utilizaron *multi-head self-attention* y *local attention* para extraer la información de correlación del CDR3 pMHC-TCR. Este marco puede manejar los problemas causados por diferentes longitudes de TCR. Además, demostró que los modelos entrenados con datos emparejados de cadenas CDR3- α y CDR3- β son mejores que aquellos entrenados solo con datos de CDR3- α o CDR3- β . Este modelo puede tener potencial, pero le falta una base de datos grande para introducir su modelo poderoso. Finalmente, TCRdock (Bradley, 2023) es una versión especializada del predictor de redes neuronales AlphaFold, que demuestra que el predictor AlphaFold se puede utilizar para distinguir con precisión los *epitopes* de péptidos correctos de los incorrectos.

Otros métodos que utilizaron el aprendizaje por transferencia incluyen diffRBM (Bravi et al., 2023) y pMTattn (Shang et al., 2022). DiffRBM es un enfoque basado en secuencias que utiliza aprendizaje por transferencia y *Restricted Boltzmann Machines* RBM. Las RBM se utilizan principalmente en la representación y generación de datos. Este enfoque depende de dos conjuntos de datos diferentes genéricamente denominados conjuntos de datos “selected” y “background” de gran tamaño. Ambos conjuntos se entranan con el modelo de RBM. pMTattn fue uno de los primeros modelos en adoptar un mecanismo de *cross-attention*, lo que permite centrarse en los sitios de unión importantes.

3.2.3. Pipelines

La detección *in silico* de neoantígenos se basa en las etapas segunda y tercera representadas en la Figura 3.1. En este contexto, debido a la complejidad del proceso y a la variedad de métodos disponibles, se han desarrollado herramientas de software y *pipelines* para agilizar el uso de estas herramientas. En la Tabla 3.5, presentamos los *pipelines* publicados desde 2018. Estos utilizan diversos tipos de información como entrada. Por ejemplo, PGV Pipeline (Rubinsteyn et al., 2018) y PEPPRMINT (Zhou et al., 2023) utilizan secuenciación de ADN, mientras que otras herramientas como PGNneo (Tan et al., 2023), NAP-CNB (Wert-Carvajal et al., 2021), NaoANT-HILL (Coelho et al., 2020), ProGeo-neo (Li et al., 2020), ScanNeo (Wang et al., 2019), y Neopepse (Kim et al., 2018) utilizan RNA-seq porque estas secuencias capturan mejor la información sobre mutaciones y regiones no codificantes del ADN (Tan et al., 2023).

Para reducir la complejidad de los *pipelines*, algunas propuestas han optado por utilizar el *Variant Calling Files* (VCF) como entrada. Estos archivos contienen información sobre mutaciones y se obtienen mediante métodos de alineamiento y llamada de variantes (etapas 2.1 y 2.2 en la Figura 3.1). Herramientas como HLA3D (Li et al., 2022), Neoepiscope (Wood et al., 2020), pVACtools (Hundal et al., 2020) y NeoPredPipe (Schenck et al., 2019) reducen así el número de herramientas utilizadas en la detección de neoantígenos. Sin embargo, los resultados obtenidos pueden ser inferiores en comparación con las herramientas que utilizan secuenciación de ADN y ARN.

Además, para una detección precisa de neoantígenos, es necesario contar con la secuenciación de las proteínas del MHC. Estas proteínas son esenciales porque se utilizan para predecir la unión entre neoantígenos potenciales y MHC (pMHC: etapa 3.1 en la Figura 3.1). Dado que estas proteínas son codificadas por genes altamente polimórficos, se produce una variación sustancial en la unión de péptidos (neoantígenos), lo que influye en el conjunto de péptidos presentados a las células T (Abualrous et al., 2021). En este contexto, los *pipelines* NeoPredPipe (Schenck et al., 2019) y Neopepsee (Kim et al., 2018) solicitan estas proteínas MHC como entrada, mientras que otros predicen esta información a partir de la secuenciación de ADN. Desde el punto de vista de la facilidad de uso, obtener los tipos de MHC implica un esfuerzo adicional para el usuario.

3.2.4. Ensayos clínicos

En todos los ensayos clínicos revisados que se han concluido hasta la fecha, se ha observado un punto común: la terapia celular adoptiva es segura, con efectos secundarios manejables, y genera una respuesta inmunológica lo suficientemente efectiva como para ayudar en la lucha contra diferentes tipos de cáncer. También contribuye positivamente a otros tipos de tratamientos, especialmente el uso de inhibidores de puntos de control (Awad et al., 2022; Ott et al., 2020; Holm et al., 2022; Rocconi et al., 2022; Poran et al., 2020; Bassani-Sternberg et al., 2019). Esto se refleja en el aumento del tiempo libre de enfermedad o la tasa de supervivencia general de los pacientes que participaron en estos estudios en comparación con los tratamientos convencionales. Esto, por supuesto, depende del tipo de neoplasia, la etapa en la que se encuentra y la naturaleza más o menos agresiva de cada neoplasia. Es particularmente relevante el resultado de un ensayo clínico aleatorio que muestra que las vacunas personalizadas basadas en células dendríticas cargadas *in vivo* con neoantígenos tumorales demostraron generar respuestas inmunológicas más fuertes con menos efectos secundarios que otros tipos de terapia celular adoptiva, específicamente vacunas de células tumorales expuestas a antígenos (Dillman et al., 2018).

En todos los ensayos clínicos, se administraron vacunas personalizadas basadas en neoantígenos a pacientes con tumores sólidos, y en la mayoría de los estudios, a pacientes en etapas avanzadas de la enfermedad (Cheng et al., 2021; Cafri et al., 2020; Awad et al., 2022; Ott et al., 2020; Palmer et al., 2022; Yu et al., 2023; Holm et al., 2022; Mueller et al., 2022; Ellingsen et al., 2022; Shou et al., 2022; Aggarwal et al., 2019; Poran et al., 2020; Dillman et al., 2018), considerando una etapa avanzada aquella en la que hay metástasis o extensión de la enfermedad. Esto no excluye la posibilidad de que este tipo de tratamiento también pueda aplicarse a los cánceres hematológicos.

Lamentablemente, solo dos de los estudios revisados fueron aleatorizados (Rocconi et al., 2022; Dillman et al., 2018). Todos los estudios son de intervención, lo que demuestra la intención de los investigadores de establecer los parámetros de seguridad, eficacia o ambos para las vacunas personalizadas basadas en neoantígenos, ya sea como terapia individual o en combinación con otros tipos de tratamientos, como se discutió anteriormente.

Cerca de la mitad de los estudios son ensayos de fase II (Cheng et al., 2021; Cafri et al., 2020; Cai et al., 2021; Yu et al., 2023; Holm et al., 2022; Mueller et al., 2022; Ellingsen et al., 2022; Aggarwal et al., 2019; Kloor et al., 2020; Podaza et al., 2020; Sater et al., 2020; Dillman et al., 2018), documentando la eficacia inmunogénica de las vacunas personalizadas basadas en neoantígenos en el tratamiento de diversos tipos de cáncer. Es interesante destacar que los neoantígenos podrían tener otras aplicaciones no solo terapéuticas contra el cáncer, sino también como predictores de la respuesta a tratamientos de inmunoterapia como los inhibidores de puntos de control, que podrían definirse mediante el análisis de su interacción con los linfocitos T CD8 (Holm et al., 2022).

TABLA 3.3: Transformers y métodos de aprendizaje profundo con mecanismos de atención utilizados para la predicción de la unión pMHC.

Ref.	Nombre	Entrada	Modelo
Hashemi et al. (2023)	ESM-GAT	One-hot	BERT con transferencia de aprendizaje de ESM1b y ESM2 <i>fine-tuned</i> con una <i>Graph Attention Network</i> (GAT) al final. Superó a NetMHCpan4.1.
Kalemati et al. (2023)	CapsNet-MHC	BLOSUM62	<i>Capsule Neural Network</i> , superó a las herramientas de vanguardia para péptidos pequeños de 8 a 11 mer.
Ye et al. (2023)	STMHCpan	One-hot	Un modelo Star-Transformer, útil para péptidos de cualquier longitud y ampliable para predecir respuestas de células T.
Jing et al. (2023)	DapNet-HLA	<i>Fused word embedding</i>	Combina las ventajas de CNN, SENet (para agrupación) y LSTM con atención.
Zhang et al. (2022b)	HLAB	One-hot	BERT del modelo pre-entrenado ProtBert seguido de una BiLSTM.
Wang et al. (2022a)	MHC RoBERTa	One-hot	RoBERTa pre-entrenado seguido de 12 <i>multi-head self-attention</i> y capas totalmente conectadas, superó a NetMHC-Pan3.0.
Chu et al. (2022)	TransPHLA	One-hot	Utiliza un mecanismo de self-attention basado en cuatro bloques, superó ligeramente a NetMHCpan4.1 y es más rápido en hacer predicciones.
Chen et al. (2021a)	CapTransformer	One-hot	Transformer con <i>cross self-attention</i> para capturar información local y global.
Gasser et al. (2021)	ImmunoBERT	One-hot	BERT de TAPE pre-entrenado seguido de una capa lineal. Los autores afirman que los terminales N y C son altamente relevantes después de un análisis con SHAP y LIME.
Cheng et al. (2021)	BERTMHC	One-hot	BERT de TAPE pre-entrenado seguido de una capa lineal. Superó a NetMHCIIPan3.2 y PUFFIN.
Ye et al. (2021)	MATHLA	BLOSUM	Integra BiLSTM con <i>multi-head self-attention</i> . Obtuvo una puntuación AUC de 0.964, en comparación con 0.945, 0.925 y 0.905 para NetMHCpan 4.0, MHCflurry y ACME respectivamente
Liu et al. (2021)	DeepSeqPanII	BLOSUM62 y one-hot	Tiene dos capas LSTM, un bloque de atención y tres capas totalmente conectadas. Obtuvo mejores resultados que NetMHCIIPan 3.2 en 26 de 54 alelos.
Yang et al. (2021)	DeepNetBim	BLOSUM50	Utiliza CNN separadas para la predicción de la unión pMHC y <i>immunogenetic</i> con un módulo de atención. Obtuvo 0.015 MAE para la unión y 94.7 de precisión para la inmunogenicidad.
Jin et al. (2021)	DeepAttention Pan	BLOSUM62	CNN con un mecanismo de atención. Es <i>allele-specific</i> y obtuvo resultados ligeramente mejores que ACME a nivel de <i>alleles</i> .
Chen et al. (2021c)	SpConvM	One-hot, BLOSUM y Deep	Capa 1D de CNN, una capa de atención y una capa totalmente conectada. Además, emplearon <i>global kernels</i> para mejorar sus resultados, junto con una combinación de onehot, BLOSUM y Deep.
Venkatesh et al. (2020)	MHCAttNet	One-hot	CNN seguido de una capa de atención para generar un mapa de calor sobre los aminoácidos.
Hu et al. (2019)	ACME	BLOSUM50	CNN con atención, extrae patrones interpretables sobre la unión pMHC. Además, obtuvo un SRCC de 0.569, un AUC de 0.9 para HLA-A y 0.88 para HLA-B.
Wu et al. (2019)	DeepHLApan	One-hot	Modelo <i>allele-specific</i> con tres capas de GRU Bidireccional (BiGRU) con una capa de atención. Obtuvo una precisión > 0,9 en 43 <i>alleles</i> HLA.

TABLA 3.4: Métodos de Transformers y aprendizaje profundo con mecanismos de atención utilizados para la interacción pMHC con TCR.

Ref.	Nombre	Entrada	Modelo
Bravi et al. (2023)	diffRBM	BLOSUM62	Emplea una arquitectura RBM, aprendizaje por transferencia y <i>Restricted Boltzmann Machines</i> .
Grazioli et al. (2022)	AVIB	BLOSUM50	Utiliza <i>Attention of Experts</i> (AoE) (AoE) y <i>multi-head self-attention</i> para predecir las interacciones entre TCRs y péptidos.
Myronov et al. (2023)	BERTrand	BLOSUM62	Emplea un modelo BERT con más de 2.5 millones de parámetros, y utiliza una estrategia de pre-entrenamiento no supervisado para compensar la cantidad de parámetros.
Zhang et al. (2023a)	Hybrid gMLP	BLOSUM50	Deep learning con mecanismos de atención para predecir la interacción de péptidos MHC y TCR, y puede manejar los problemas causados por las diferentes longitudes de los TCR.
Yang et al. (2023)	MIX-TPI	BLOSUM62	Emplea CNNs con <i>self-attention</i> para construir un extracto basado en secuencias y características fisicoquímicas. Luego las fusiona con una capa de <i>self-attention</i> para predecir las interacciones TCR-péptido.
Bradley (2023)	TCRdock	BLOSUM62	Una versión especializada de AlphaFold para generar modelos de interacciones pMHC-TCR que se pueden utilizar para distinguir los <i>epitopes</i> de los incorrectos.
Fang et al. (2022b)	ATMTCR	BLOSUM50	ATMTCR se alimenta en dos capas completamente conectadas, un modelo <i>Contrastive learning-based</i> y NetMHCpan para predecir la unión del TCR y el complejo pMHC.
Cai et al. (2022)	ATM-TCR	One-hot & BLOSUM	Consta de dos <i>encoders</i> y un <i>decoder</i> lineal. Cada secuencia se alinea mediante IMGT. Calcula la similitud de los mapas de atención y los mapas de referencia para confirmar si hay una unión.
Xu et al. (2022)	AttnTAP	Vectores de Granularidad	Incluye una red BiLSTM, con mecanismos de atención y un perceptrón multicapa para extraer las características del TCR y el péptido y predecir la unión pMHC-TCR.
Shang et al. (2022)	pMTattn	Incrustación	Emplea cross <i>self-attention</i> para aprender información de interacción entre pMHCS y TCRs.
Xu et al. (2021)	DLpTCR	One-hot	DLpTCR consiste una red totalmente conectada, LeNet-5 y ResNet-20 para predecir la unión péptido-CDR3 $\alpha(\beta)$. También implementa un mecanismo de atención en ResNet-20.

TABLA 3.5: Lista de *pipelines* desarrollados desde 2018 hasta la fecha para la detección de neoantígenos. GN: *Gene Expression*, VA: *Variant Annotation*.

Nombre	Ref.	Entrada	Salida	Herramientas
PEPPRMINT	Zhou et al. (2023)	DNA-seq	Neoantigens	BWA, Mutect, Strelka, ANNOVAR, OptiType, PEPPRMINT, netMHCpan4.1.
PGNneo	Tan et al. (2023)	VCF, RNA-seq, MS data	Neoantigens	Trimmomatic, BWA, SAMtools, GATK, Picard, OptiType, Annovar, Bedtools, MaxQuant, NetMHCpan4.1, Blastp.
HLA3D	Li et al. (2022)	VCF, HLA, SMG, HBV	Neoantigens	MHCcluster, SAVES, PROCHECK, CoDockPP, Verify 3D, ERRAT, ClusterW2, 3Dmol, PSRPRED4.0, MHCflurry.
NextNEOpI	Rieder et al. (2022)	WES/WGS, RNA-seq	Neoantigens	OptiType, pVACseq, NetMHCpan, MHCflurry, NeoFuse, MiXCR.
Seq2Neo	Diao et al. (2022)	WES/WGS, RNA-seq	Neoantigens	Mutect2, STARFusion, ANNOVAR, Agfusion, NetMHCpan, MHCflurry, Pick-Pocket, NetMHCcon, TPMcalculator, NetCTLpan.
NAP-CNB	Wert-Carvajal et al. (2021)	RNA-seq	Neoantigens	Star, Picard, GATK, SplitNCigarsReads, MuTect2, Cufinks, Epi-Seq, pVACseq, Neoantimon, MuPeXI, BLOSUM62.
NeoANT-HILL	Coelho et al. (2020)	RNA-seq, VCF	Neoantigens, GE	GATK, Mutect2, Optitype, NetMHC, NetMHCpan, NetMHCCcons, NetMHCCstapan, PickPoket, SMM, SMMPMBEC, MHCflurry, NetMHCIIpan, NN-align, SMM-align, Sturniolo, Kallisto.
Neoepiscope	Wood et al. (2020)	VCF, BAM	Neoantigens	BWA, Bowtie2, Pindel, MuSE, RADIA, SomaticSniper, VarScan2, GATK, HapCUT2.
OpenVax	Kodysh and Rubinsteyn (2020)	DNA-seq, RNA-seq	Neoantigens	GATK 3.7, STAR, MuTect 1.1.7, Mutect 2, Strelka, NetMHCpan, NetMHCCcons, SMM, SMM with a Peptide.
ProGeo-neo	Li et al. (2020)	RNA-seq, VCF	Neoantigens	SRA Toolkit, BWA, GATK, Bcftools, ANNOVAR, Kallisto, OptiType, NetMHCpan4.0.
pVACtools	Hundal et al. (2020)	VCF	Neoantigens	CWL36, Cromwell37, ADNC38, BWA-MEM25, HaplotypeCaller28, MHCflurry14, MHcnuggets15, NetChop17, INTEGRATE-Neo19.
TruNeo	Tang et al. (2020)	DNA-seq, RNA-seq	Neoantigens	BWA, GATK v3.3, Somatic SNVs, STAR v2.5.3a, RSEM v1.3.0, NetMHCpan 3.0, netChop.
NeoPredPipe	Schenck et al. (2019)	VCF, HLA	Neoantigens, VA	ANNOVAR, POLYSOLVER, netMHCpan, PeptideMatch.
ScanNeo	Wang et al. (2019)	RNA-seq	Neoantigens	HISAT2, BEDTools, BWA-MEM, pVAC-Seq, NetMHC, NetMHCpan.
Neopepsee	Kim et al. (2018)	RNA-seq, VCF, HLA	Neoantigens, GE	NetCTLpan, Swiss-Prot.
PGV Pipeline	Rubinsteyn et al. (2018)	DNA-seq	Neoantigens	BWA-MEN, BQSR, MuTect, Strelka, STAR, seq2hla, Vaxrank, Isovar, MHCtools, Varcode, pyEnsembl.

TABLA 3.6: List of clinical trials which used personalized vaccines based on neoantigens since 2018.

Ref.	Muestra	Tiempo	Tipo de Cancer	Fase	Fase de ensayo
BioNTech (2023)	16 pacientes	Dec 2019 - Aug 2021	Pancreatic ductal adenocarcinoma		I
Rojas et al. (2023)	28 pacientes	Dec 2019 - Aug 2021	Pancreatic ductal adenocarcinoma		I
Yu et al. (2023)	6 pacientes	Oct 2019 - Aug 2020	MSS-Colorectal Cancer	Advanced	I, II
Holm et al. (2022)	24 pacientes	12 meses followed up to 5 años	Urothelial carcinoma	Advanced	II
Awad et al. (2022)	16 pacientes	May 2018 - Apr 2019	Non-squamous non-small cell lung Cancer	Advanced	I
Palmer et al. (2022)	14 pacientes	32 weeks	Non-small Cell Lung Cancer, MSS-colorectal cancer, gastroesophageal adenocarcinoma and urothelial cancer	Advanced	I
Wang et al. (2022b)	20 pacientes	5 años since Jul 2019	Genomic Unstable Solid Tumors		I
Ellingsen et al. (2022)	12 pacientes	Oct 2015 follow-up for 5 años	Melanoma	Advanced	I, II
Shou et al. (2022)	28 pacientes	Feb 2018 - May 2021	Different malignant solid tumors	Advanced	I
Rocconi et al. (2022)	24 pacientes	May 2017 - May 2022	Relapsed Ovarian Cancer		I
Cheng et al. (2021)	12 pacientes	Nov 2017 - Sep 2019	Lung Cancer	Advanced	I, II
Cai et al. (2021)	7 pacientes	33 meses	Hepatocellular carcinoma		I, II
Platten et al. (2021)	28 pacientes	May 2015 - Nov 2018	Glioma		I
Cafré et al. (2020)	4 pacientes	Mar 2018 - Nov 2019	Gastric Cancer	Advanced	I, II
Ott et al. (2020)	62 pacientes	23 weeks	Melanoma, Non-small Cell Lung Cancer, or Bladder Cancer	Advanced	I
Kloosterman et al. (2020)	16 pacientes	6 meses	Preventive vaccine for pacientes with Lynch Syndrome		I, II
Poran et al. (2020)	21 pacientes	104 weeks	Melanoma	Advanced	I
Engelhard et al. (2020)	12 pacientes	12 weeks follow-up until 26 weeks	Melanoma		I
Podaza et al. (2020)	13 pacientes	2 años	Melanoma		II
Sater et al. (2020)	27 pacientes	May 2014 - Jan 2018	Prostate Cancer		II
Mueller et al. (2022)	29 pacientes	Nov 2016 - Mar 2019	Diffuse midline glioma	Advanced	I, II
Keskin et al. (2019)	8 pacientes	20 weeks	Glioblastoma		I
Aggarwal et al. (2019)	22 pacientes	May 2014 - Aug 2016	Head and Neck Cancer	Advanced	I, II
Bassani-Sternberg et al. (2019)	12 pacientes	Sep 2020 - Sep 2028	Pancreatic Adenocarcinoma		I
Dillman et al. (2018)	42 pacientes	5 años	Melanoma	Advanced	II

Capítulo 4

Propuesta

La detección de neoantígenos es un proceso largo, descrito anteriormente. Debido a esto, esta investigación se ha centrado en la predicción de la unión pMHC, porque es una de las etapas con mayor investigación en el estado del arte y sin embargo, los resultados aún carecen de buen desempeño. En resumen. En resumen en este trabajo hemos realizado fine-tuning a modelos Transformer pre-entrenados, para la tarea de predicción de la unión pMHC.

4.1. Metodología

Esta investigación se enfoca en la tarea de predecir la unión pMHC, descrito en la etapa 3.1 del proceso general para generar vacunas personalizadas basadas en neoantígenos (ver Figura 4.1). Se ha evaluado seis modelos Transformers pre-entrenados en diversas tareas de Proteómica como: predicción de estructura de proteínas, predicción de la función de proteínas, etc. Los modelos Transformer son: TAPE ([Rao et al., 2019](#)), ProtBert-BFD ([Elnaggar et al., 2021](#)) y ESM2 ([Lin et al., 2023](#)) (ESM2(t6), ESM2(t12), ESM2(t30), ESM2(t33)). Durante la evaluación se realizó *fine-tuning* a los modelos agregando un bloque de BiLSTM al final, de igual forma que lo realizó HLAB ([Zhang et al., 2022b](#)). También se evaluó el uso de Gradient Accumulation Steps (GAS) y el uso de una metodología para congelar las capas del modelo Transformer. En la Figura 4.1, describimos la propuesta: primero tomamos como entrada el péptido y el MHC, luego estos son concatenados y son recibidos por el modelo Transformer y el bloque BiLSTM respectivamente para predecir su afinidad o unión.

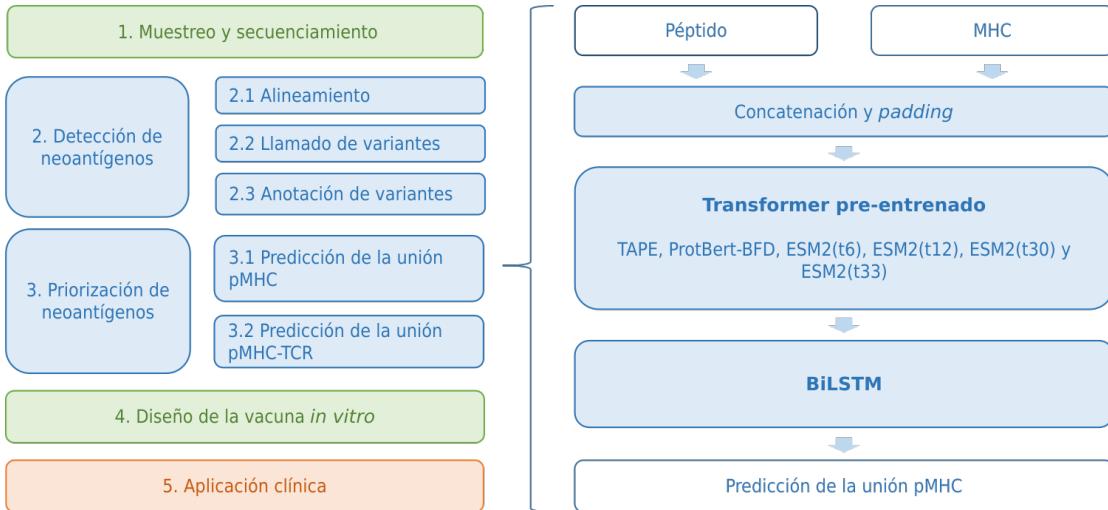


FIGURA 4.1: Propuesta de *transfer learning* de ESM-1b y una red neuronal paralela para la predicción de la afinidad entre un péptido y MHC (peptide MHC binding).

4.2. Bases de datos

Utilizamos secuencias de péptidos del conjunto de datos Anthem ([Mei et al., 2021](#)). Este conjunto de datos consta de 539,019 muestras para entrenamiento, 179,673 para validación y 172,580 para pruebas. Con más detalle, en la Figura 4.2, presentamos la distribución de las muestras por k-mers; los 9-mers constituyen la mayoría de las muestras en la base de datos.

4.3. Transformer pre-entrenados

Evaluamos seis modelos de transformadores: TAPE ([Rao et al., 2019](#)), ProtBert-BFD ([Elnaggar et al., 2021](#)) y ESM2 ([Lin et al., 2023](#)) (ESM2(t6), ESM2(t12), ESM2(t30), ESM2(t33)). Estos modelos fueron entrenados con grandes conjuntos de datos de secuencias de proteínas como Pfam ([El-Gebali et al., 2019](#)), BFD y UniRef50 ([Suzek et al., 2015](#)). Además, se realizó *fine-tuning* para la predicción de unión pMHC-I. En la Tabla 4.1, presentamos las características de cada modelo.

4.3.1. TAPE

Tasks Assessing Protein Embeddings (TAPE) ([Rao et al., 2019](#)) es el primer intento de evaluar el aprendizaje semi-supervisado en secuencias de proteínas. TAPE consta de doce capas de 512 unidades con ocho *attention-heads*, lo que resulta en un total

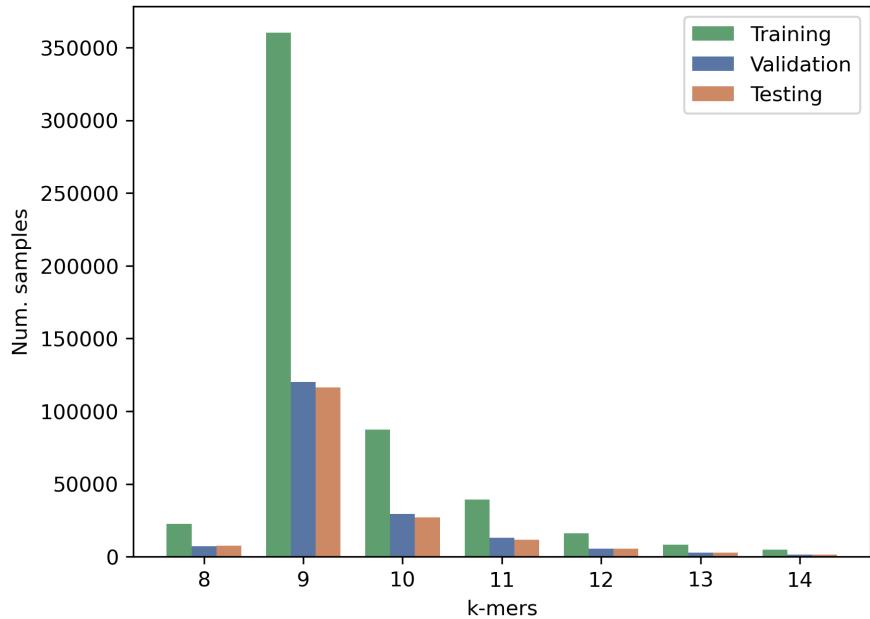


FIGURA 4.2: Cuantificación de las muestras por k-mers dentro de los conjuntos de entrenamiento, validación y pruebas. El conjunto de datos se obtuvo de Anthem [Mei et al. \(2021\)](#).

TABLA 4.1: Diferencias significativas entre los modelos TAPE, ProtBert-DFB y ESM2.
HS: *Hidden size*; AH: *Attention heads*.

Model	BD	Muestras	Capas	HS	AH	Params.
TAPE	Pfam	30M	12	768	12	92M
ProtBert-BFD	BFD	2122M	30	1024	16	420M
ESM2(t6)	Uniref50	60M	6	320	20	8M
ESM2(t12)	Uniref50	60M	12	480	20	35M
ESM2(t30)	Uniref50	60M	30	640	20	150M
ESM2(t33)	Uniref50	60M	33	1280	20	650M

de 92 millones de parámetros. Los autores aplicaron entrenamiento semi-supervisado con la base de datos Pfam ([El-Gebali et al., 2019](#)), que contiene treinta millones de dominios de proteínas. Además, el conjunto de datos Pfam representa un subconjunto del *Knowledge Base UniProt* (UniProtKB) ([Consortium et al., 2018](#)); en particular, Pfam utilizó secuencias de *Reference Proteomes* ([Finn et al., 2016](#)) en lugar de utilizar todo el conjunto de datos de UniProtKB. En consecuencia, Pfam tiene casi la mitad de las secuencias de proteínas que otras bases de datos extraídas de UniProtKB.

4.3.2. ProtBert-BFD

ProtBert-BFD es parte de una familia de modelos de ProtTrans (Elnaggar et al., 2021). Los autores evaluaron varias arquitecturas de aprendizaje profundo con los conjuntos de datos BFD, UniRef50 y UniRef100, cada uno con 2122, 45 y 216 millones de secuencias. Añadido a esto, BFD se considera la colección más extensa de secuencias de proteínas; fusiona UniProt (Consortium, 2019) y proteínas de múltiples proyectos de secuenciación de metagenómica. Mientras tanto, UniRef (Suzek et al., 2015) proporciona un conjunto clusterizado de secuencias de proteínas de UniProtKB. Es importante destacar que el conjunto de datos más grande, BFD, las muestras tienen ruido y contiene errores en las secuencias (Elnaggar et al., 2021).

Algunos de los modelos propuestos son ProtBert-BFD, ProtT5-XL y ProtT5-XXL, que tienen 420 millones, 3 mil millones y 11 mil millones de parámetros, respectivamente. ProtBert-BFD se entrenó con BFD; mientras tanto, los modelos ProtT5 se entrenaron inicialmente con BFD y luego con UniRef50, lo que mejoró el rendimiento en un 2.8% y un 1.4% para ProtT5-XL y ProtT5-XXL, respectivamente. Sin embargo, ProtT5-XL superó tanto a ProtBert-BFD como al modelo más grande, ProtT5-XXL. Los autores afirmaron que la cantidad de muestras mejoraba el rendimiento, pero no observaron una similitud consistente con el tamaño del modelo. Sugerían que modelos más grandes ven menos muestras con la misma potencia de cálculo, por lo que los modelos más grandes necesitan conjuntos de datos más grandes. Por esta razón, hemos optado por ProtBert, ya que es más pequeño que ProtT5-XL y creemos que se adapta mejor al tamaño del conjunto de datos actual para esta investigación.

4.3.3. ESM2

ESM-2 (Lin et al., 2023) es una familia de modelos Transformer que tienen desde 8 millones hasta 15 billones de parámetros. El modelo se basa en BERT (Devlin et al., 2018) y supera a su versión anterior, ESM-1b (Rives et al., 2021), al eliminar las capas de *dropout* en las capas ocultas y de atención. Además, los autores sugirieron que los métodos de codificación de posición absoluta no se extrapolan bien; en consecuencia, utilizaron la *Rotary Position Embedding* (RoPE). Significativamente, el uso de RoPE aumenta ligeramente el costo de entrenamiento; al mismo tiempo, mejora la calidad del modelo para modelos pequeños (Lin et al., 2023). Además, los autores utilizaron el conjunto de datos no redundante UniRef50 (Suzek et al., 2015) de UniProt, que contiene 60 millones de secuencias de proteínas.

4.4. Fine-tuning

Para realizar *fine-tuning*, apilamos en cascada un bloque BiLSTM al final del modelo pre-entrenado. El BiLSTM se basa en HLAB ([Zhang et al., 2022b](#)) y consta de dos capas con 768 unidades. En la Figura 4.1, presentamos el modelo completo para la predicción de la unión pMHC-I.

Además, está ampliamente establecido que al ajustar modelos de transformadores grandes, las capas finales experimentan cambios más significativos, mientras que las capas iniciales, más cercanas a la entrada, sufren modificaciones relativamente menores ([Merchant et al., 2020](#); [Lee et al., 2019](#); [Kovaleva et al., 2019](#)). En consecuencia, comparamos los resultados de congelar el modelo pre-entrenado y solo actualizar los parámetros de BiLSTM.

Adicionalmente, los modelos de Transformer grandes utilizan bastante memoria de la GPU y generalmente sufren del problema de *vanish gradient*. Por lo tanto, inspirados en trabajos similares sobre entrenamiento de modelos grandes de Transformers para problemas de NLP ([Anil et al., 2021](#); [Zhang et al., 2023b](#); [Huang et al., 2023](#)), evaluamos los resultados de aplicar *Gradient Accumulation Steps* durante el entrenamiento.

Finalmente, utilizamos los siguientes hiperparámetros: tasa de aprendizaje de 5e-5, *weight decay* de 0.0001, *momentum* de 0.9, *warm-up steps* de 1000 con *linear decay*, optimizador ADAM ($\beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.999$) y *early stopping*. Estos valores fueron utilizados por BERTMHC ([Cheng et al., 2021](#)) después de buscar los mejores parámetros utilizando *grid search*.

4.5. Clasificación binaria y Métricas

El problema de predicción de unión pMHC es un problema de regresión. Sin embargo, basado en el conjunto de datos utilizado en este estudio, también podría abordarse como un problema de clasificación binaria al seleccionar un umbral apropiado. Luego, las métricas de aprendizaje automático utilizadas en este trabajo son: *accuracy*, *precision*, *recall*, *f-1 score*, *Area Under the Curve (AUC)*, y *Matthews Correlation Coefficient (MCC)*. Todas las métricas están descritas en las ecuaciones siguientes.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.2)$$

$$Sensitivity = Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.3)$$

$$F1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN} \quad (4.4)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (4.5)$$

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (4.6)$$

Capítulo 5

Experimentos y Resultados

En este capítulo, detallamos los resultados del ajuste fino de los modelos de transformadores y cómo han sido influenciados utilizando *Gradient Accumulation Steps* (GAS) y una metodología de congelación de capas. Al principio, entrenamos cada modelo durante tres *epochs*; luego, seleccionamos los modelos con los mejores resultados y los entrenamos nuevamente durante 30 *epochs* con *early stopping*.

5.1. Congelación de capas

Para la metodología de congelación de capas, congelamos todos los parámetros del Transformer y solo entrenamos el bloque BiLSTM. Utilizar este método acelera el entrenamiento y sigue logrando un buen rendimiento, como se ha discutido en trabajos previos ([Merchant et al., 2020](#); [Lee et al., 2019](#); [Kovaleva et al., 2019](#)).

La comparación de desempeño se presenta en la Tabla 5.1; además, la Figura 5.1(a) muestra el AUC de cada modelo utilizando GAS y la metodología de congelación de capas. En esta comparación, el sufijo 'Normal' representa el entrenamiento utilizando todos los hiperparámetros de la Sección 4.4; el sufijo 'GAS' indica la integración de Gradient Accumulation Steps (GAS), mientras que el sufijo 'Freeze' indica la aplicación de la metodología de congelación de capas a los modelos. Según los resultados obtenidos, es evidente que la implementación de la metodología de congelación de capas conduce a mejoras en el rendimiento en todos los modelos ESM2. Además, se observó que los modelos más grandes, como ESM2(t30)-Normal, ESM2(t33)-Normal, TAPE-Normal y ProtBert-Normal, no lograron converger debido a un problema de *vanish gradients*, lo cual se desarrollará en la sección posterior. Además, la utilización de la metodología de congelación de capas permite que estos modelos converjan de manera efectiva.

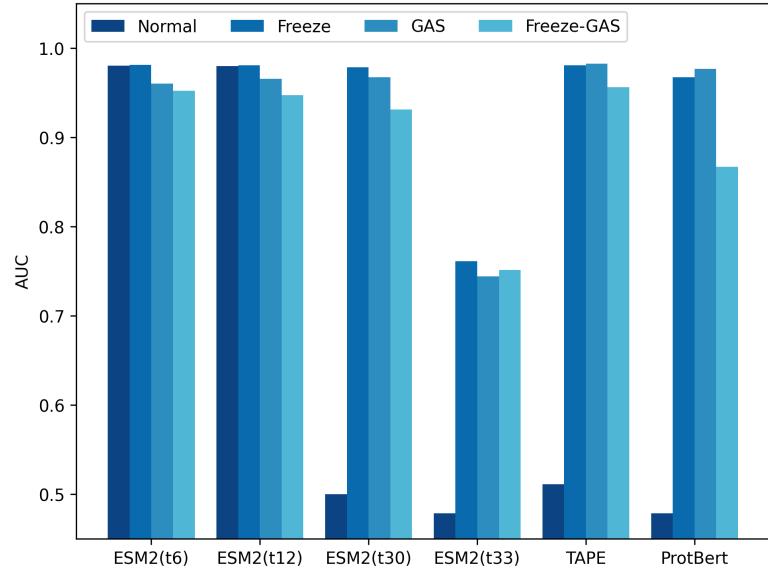
TABLA 5.1: Evaluación del rendimiento de los modelos de Transformer utilizando Gradient Accumulation Steps (GAS) y la metodología de congelación de capas, **entrenados durante tres epochs**. Además, el sufijo 'Normal' representa el entrenamiento clásico utilizando los hiperparámetros de la Sección 4.4. La inclusión del sufijo 'GAS' en cada modelo indica la integración de Gradient Accumulation Steps, mientras que el sufijo 'Freeze' señala la aplicación de la metodología de congelación de capas a los modelos.

Además, el guion '-' en cada celda indica que el modelo no logró converger.

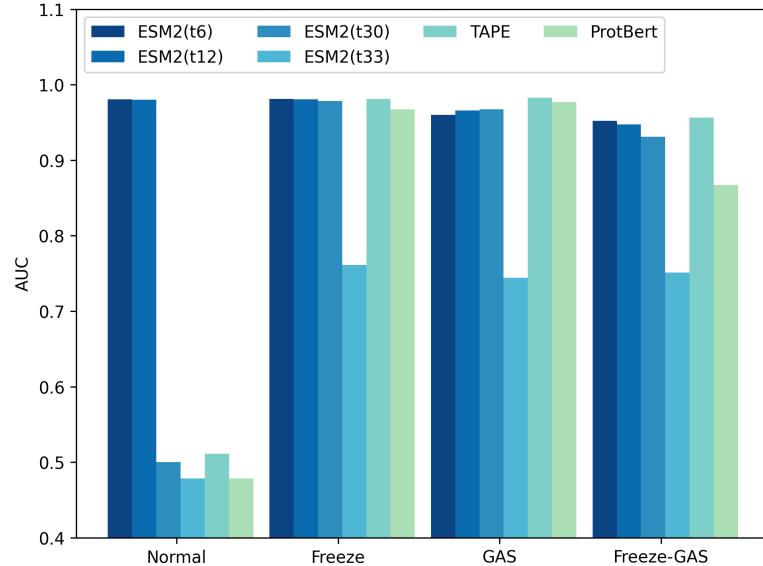
Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC	MCC
ESM2(t6)-Normal	0.9344	0.9334	0.9354	0.9344	0.9805	0.8689
ESM2(t6)-Freeze	0.9351	0.9253	0.9464	0.9357	0.9812	0.8704
ESM2(t6)-GAS	0.8986	0.8966	0.9007	0.8986	0.9602	0.7973
ESM2(t6)-Freeze-GAS	0.8869	0.8913	0.8806	0.8860	0.9520	0.7738
ESM2(t12)-Normal	0.9327	0.9243	0.9422	0.9332	0.9799	0.8655
ESM2(t12)-Freeze	0.9344	0.9251	0.9451	0.9350	0.9808	0.8690
ESM2(t12)-GAS	0.9010	0.9279	0.8692	0.8976	0.9655	0.8037
ESM2(t12)-Freeze-GAS	0.8805	0.8556	0.9149	0.8843	0.9475	0.7629
ESM2(t30)-Normal	-	-	-	-	-	-
ESM2(t30)-Freeze	0.9303	0.9185	0.9440	0.9311	0.9786	0.8609
ESM2(t30)-GAS	0.9090	0.9167	0.8993	0.9079	0.9675	0.8181
ESM2(t30)-Freeze-GAS	0.8565	0.8156	0.9206	0.8649	0.9312	0.7191
ESM2(t33)-Normal	-	-	-	-	-	-
ESM2(t33)-Freeze	0.6818	0.7139	0.6044	0.6546	0.7613	0.3677
ESM2(t33)-GAS	0.6767	0.6312	0.8467	0.7233	0.7442	0.3763
ESM2(t33)-Freeze-GAS	0.6738	0.6254	0.8633	0.7254	0.7514	0.3763
TAPE-Normal	-	-	-	-	-	-
TAPE-Freeze	0.9342	0.9276	0.9415	0.9345	0.9809	0.8684
TAPE-GAS	0.9371	0.9290	0.9463	0.9376	0.9826	0.8744
TAPE-Freeze-GAS	0.8914	0.8851	0.8989	0.8920	0.9564	0.7828
ProtBert-Normal	-	-	-	-	-	-
ProtBert-Freeze	0.9083	0.9176	0.8968	0.9071	0.9673	0.8168
ProtBert-GAS	0.9138	0.9569	0.8662	0.9093	0.9767	0.8313
ProtBert-Freeze-GAS	0.7864	0.7333	0.8988	0.8076	0.8669	0.5881

5.2. Vanish gradient y GAS

En la Tabla 5.1, notamos que los modelos grandes como ESM2(t30)-Normal, ESM2(t33)-Normal, TAPE-Normal y ProtBert-Normal no lograron converger. Por lo tanto, graficamos los gradientes de estos modelos durante el entrenamiento para descubrir sus causas. En primer lugar, graficamos los gradientes promedio por capa para el modelo más pequeño, ESM2(t6)-Normal, en la Figura 5.2 (este modelo no tuvo problemas de *vanish gradient*). Luego, graficamos los gradientes promedio para ESM2(t30)-Normal (este modelo experimentó un problema de *vanish gradient*) en la Figura 5.3. Como se desprende de los resultados, el modelo más grande, ESM2(t30), mostró gradientes promedio casi



(a) Comparación por modelo.

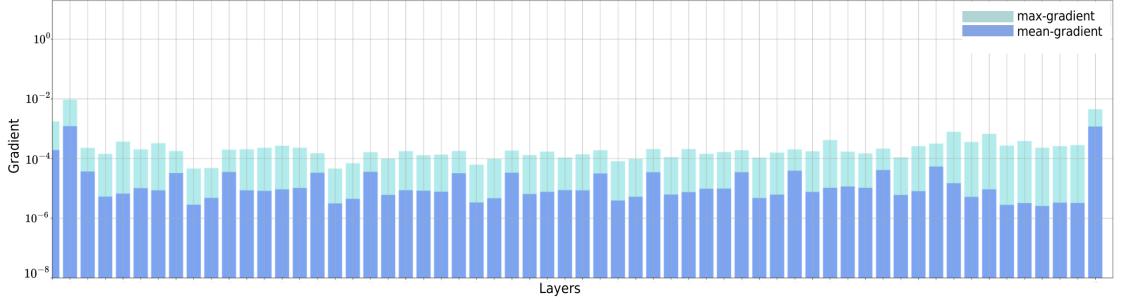


(b) Comparación por la metodología de entrenamiento.

FIGURA 5.1: Análisis comparativo de AUC en arquitecturas de modelos Transformers utilizando diversas metodologías de entrenamiento, incluyendo el entrenamiento estándar (Normal), el entrenamiento con una metodología de congelación de capas (Freeze), el entrenamiento con *Gradient Accumulation Steps* (GAS) y el entrenamiento combinando GAS con la congelación de capas (Freeze-GAS). Además, entrenamos todos los modelos durante tres *epochs*.

nulos en todas las capas de BERT después de solo tres épocas; como resultado, este fenómeno hizo que el modelo no logre converger de manera efectiva.

Normalmente, el método de *Gradient Accumulation Steps* (GAS) se utiliza para reducir el problema de consumo excesivo de memoria de la GPU durante el entrenamiento



(a) Gráfico de los gradientes por capa antes de entrenar ESM2(t6).

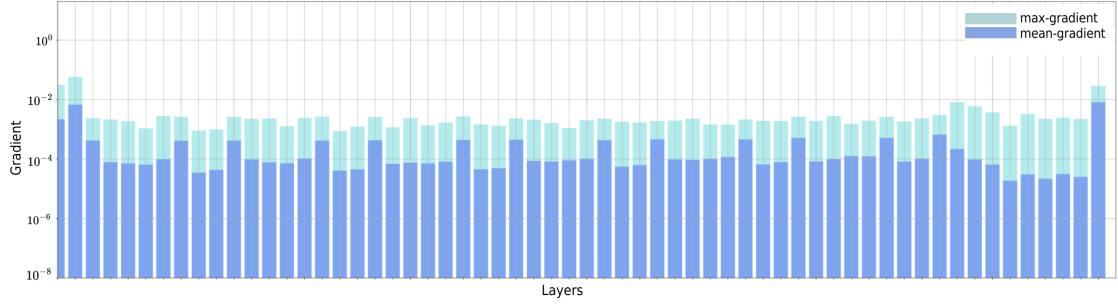
(b) Gráfico de los gradientes por capa después de entrenar ESM2(t6) durante tres *epochs*.

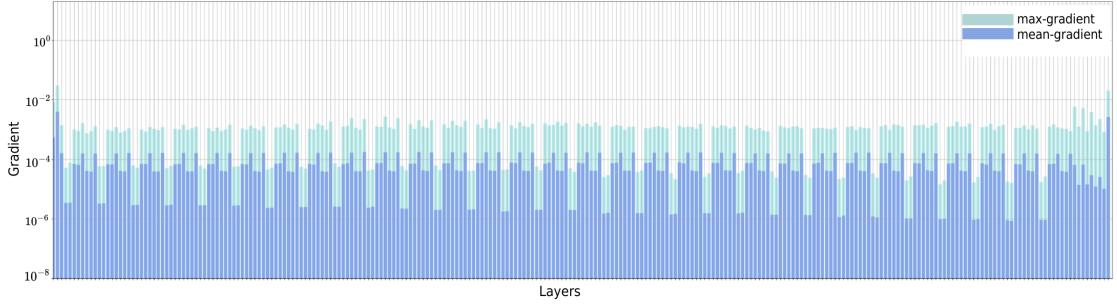
FIGURA 5.2: Promedio y máximo de gradientes por capa para el modelo ESM2(t6). (a) Representa los gradientes antes del entrenamiento, (b) representa los gradientes después del entrenamiento durante tres *epochs*.

(Zhang et al., 2023b; Huang et al., 2023). Sin embargo, esta metodología, puede aliviar ligeramente el problema de *vanish gradient* acumulando gradientes durante algunas iteraciones y solo actualizando el optimizador después de haber realizado un número de iteraciones. Por ejemplo, en la Tabla 5.1, mostramos los resultados después de aplicar GAS a todos los modelos de Transformer, después de entrenar durante tres *epochs*. De estos resultados notamos que los modelos ESM2(t30)-Normal, ESM2(t33)-Normal, TAPE-Normal y ProtBert-Normal no convergieron sin GAS; sin embargo, si los entramos con GAS, alcanzaron resultados aceptables.

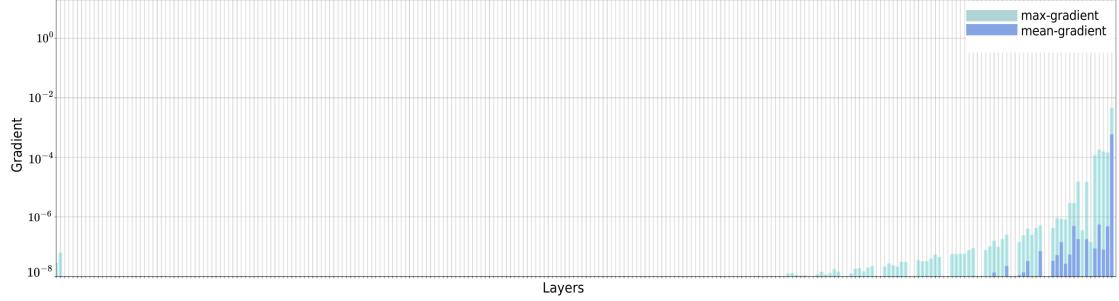
En particular, la incorporación de *Gradient Accumulation Steps* (GAS) en TAPE-GAS no solo mitiga el problema de *vanish gradient*, sino que también mejora el rendimiento en comparación con otros experimentos que involucran a TAPE, como TAPE-Normal, TAPE-Freeze y TAPE-Freeze-GAS. El mismo fenómeno se observó también en los modelos de ProtBert.

5.3. Entrenamiento por 30 *epochs*

Para una comparación más detallada, ampliamos los *epochs* de entrenamiento de los modelos con mejor rendimiento de la Tabla 5.1, incluyendo ESM2(T6) y TAPE, a 30



(a) Gráfico de los gradientes por capa antes de entrenar ESM2(t30).



(b) Gráfico de los gradientes por capa después de entrenar ESM2(t30) durante tres epochs.

FIGURA 5.3: Promedio y máximo de gradientes por capa para el modelo ESM2(t30).

(a) Representa los gradientes antes del entrenamiento, (b) representa los gradientes después del entrenamiento durante tres epochs.

epochs con *early stopping*. Además, incluimos a ESM2(t30) para investigar si los modelos más grandes logran mejores resultados durante un período de entrenamiento más largo. Cabe señalar que ProtBert-BFD se excluyó del análisis debido a su bajo rendimiento. Como se indica en la Tabla 5.2, los modelos ESM2 obtienen sus mejores resultados cuando se aplica la metodología de congelación de capas. En cambio, para TAPE, los mejores resultados se logran al utilizar GAS sin congelación. Es importante destacar que TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze produjeron los resultados más favorables, con TAPE-GAS superando ligeramente a ESM2(t6)-Freeze en este aspecto.

5.4. Comparación con los métodos del estado del arte

Además, comparamos los mejores modelos, ESM2(t6)-Freeze y TAPE-GAS, entrenados durante 30 *epochs* (consulte la Tabla 5.2), con métodos de vanguardia. Cubrimos NetMHCpan4.1 (Reynisson et al., 2020a) y MHCFlurry2.0 (O'Donnell et al., 2020) porque son métodos de referencia bien conocidos; y tres herramientas más recientes como Anthem (Mei et al., 2021), Acme (Hu et al., 2019) y MixMHCpred2.2 (Gfeller et al., 2023).

TABLA 5.2: Evaluación del rendimiento de los modelos de Transformer con Gradient Accumulation Steps (GAS) y la metodología de congelación de capas **entrenados durante treinta (30) epochs**. Además, el sufijo 'Normal' representa el entrenamiento clásico utilizando los hiperparámetros de la Sección 4.4. La inclusión del sufijo 'GAS' en cada modelo indica la integración de Gradient Accumulation Steps, mientras que el sufijo 'Freeze' señala nuestra aplicación de la metodología de congelación de capas a los modelos. Además, el guion '-' en cada celda indica que el modelo no pudo converger.

	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC	MCC	Termino
ESM2(t6)-Normal	0.9390	0.9333	0.9453	0.9392	0.9797	0.8780	9 epochs
ESM2(t6)-Freeze	0.9401	0.9398	0.9402	0.9400	0.9830	0.8802	6 epochs
ESM2(t6)-GAS	0.9366	0.9322	0.9413	0.9368	0.9818	0.8732	15 epochs
ESM2(t6)-Freeze-GAS	0.9354	0.9326	0.9383	0.9355	0.9813	0.8708	17 epochs
ESM2(t30)-Normal	-	-	-	-	-	-	-
ESM2(t30)-Freeze	0.9393	0.9304	0.9493	0.9397	0.9787	0.8787	14 epochs
ESM2(t30)-GAS	0.9346	0.9337	0.9352	0.9345	0.9808	0.8691	17 epochs
ESM2(t30)-Freeze-GAS	0.9363	0.9319	0.9411	0.9365	0.9818	0.8726	27 epochs
TAPE-Normal	-	-	-	-	-	-	-
TAPE-Freeze	0.9395	0.9404	0.9382	0.9393	0.9815	0.8790	9 epochs
TAPE-GAS	0.9415	0.9352	0.9484	0.9418	0.9841	0.8831	5 epochs
TAPE-Freeze-GAS	0.9359	0.9297	0.9428	0.9362	0.9820	0.8719	18 epochs

Durante nuestra evaluación de estas herramientas en el conjunto de datos de prueba, encontramos consideraciones específicas para ACME. Para garantizar una evaluación justa, excluimos los siguientes *alleles* de la evaluación para ACME: HLA-C01:02, HLA-C02:02, HLA-C03:03, HLA-C03:04, HLA-C04:01, HLA-C05:01, HLA-C06:02, HLA-C07:01, HLA-C07:02, HLA-C07:04, HLA-C08:02, HLA-C12:03, HLA-C14:02, HLA-C15:02, HLA-C16:01, HLA-C17:01, HLA-A02:50, HLA-A24:06, HLA-A24:13, HLA-A32:15, HLA-B45:06 y HLA-B83:01. Esta exclusión fue necesaria ya que ACME no pudo predecir la unión péptido-MHC para estos *alleles* particulares.

Es importante señalar que la elección del umbral para predecir la unión de pMHC puede variar según la herramienta específica y el k-mer utilizado. Esta variabilidad hace que el AUC sea una métrica ideal para comparar métodos, ya que proporciona una evaluación robusta que no es sensible a las diferencias de umbral. Por esta razón, en la Figura 5.4 y 5.5, presentamos el AUC y la curva ROC respectivamente de TAPE-GAS, ESM2(t6)-Freeze, NetMHCpan4.1 y MHCFlurry2.0, Anthem, Acme y MixMHCpred2.2. Según estos gráficos, TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze obtuvieron el valor más alto de AUC.

Además, al evaluar métricas de rendimiento de clasificación binaria, estandarizamos el umbral para TAPE-GAS y ESM2(t6) en 0.5. Mantuvimos un umbral de 0.5 para NetMHCpan4.1, de acuerdo con su configuración recomendada, mientras que para ACME, seguimos un umbral de 0.42, según lo recomendado en su documentación. En el caso de Anthem, la herramienta proporcionó predicciones binarias de unión directamente.

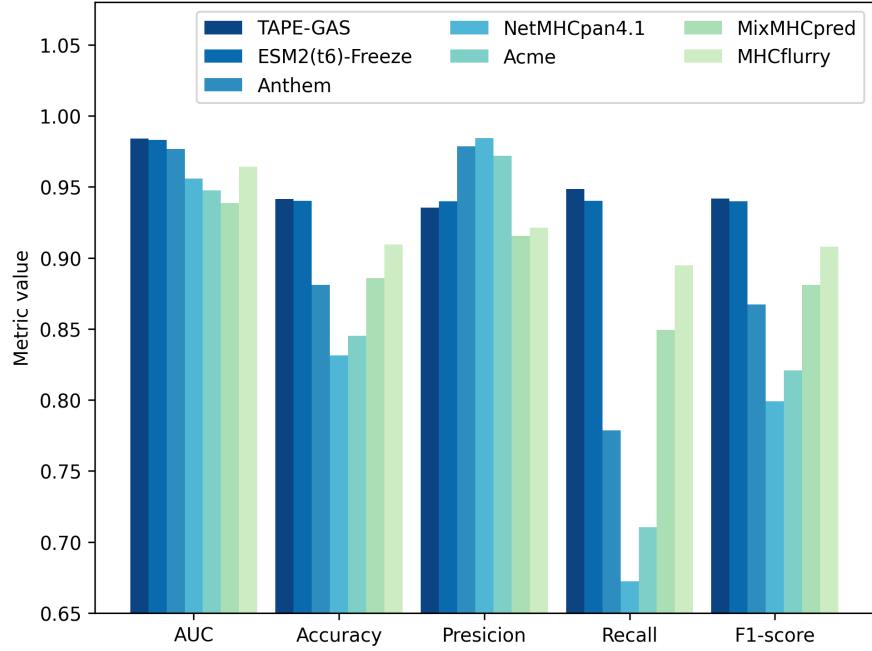


FIGURA 5.4: Los valores de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6) entrenados durante 30 epochs, en comparación con las herramientas de vanguardia.

TABLA 5.3: Evaluación del desempeño de los modelos de Transformer TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, entrenados durante 30 epochs, en comparación con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MhcFlurry2.0.

	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC	MCC
TAPE-GAS	0.9415	0.9352	0.9484	0.9418	0.9841	0.8831
ESM2(t6)-Freeze	0.9401	0.9398	0.9402	0.9400	0.9830	0.8802
Anthem	0.8811	0.9786	0.7787	0.8673	0.9768	0.7785
NetMHCpan4.1	0.8312	0.9844	0.6724	0.7991	0.9557	0.6982
ACME	0.8452	0.9717	0.7105	0.8208	0.9476	0.7165
MixMHCpred2.2	0.8857	0.9155	0.8493	0.8811	0.9386	0.7733
MhcFlurry2.0	0.9093	0.9211	0.8948	0.9078	0.9642	0.8189

Sin embargo, para MixMHCpred2.2 y MHCfurry, determinamos los valores óptimos de umbral a partir del conjunto de datos de prueba, resultando en 2.7308 y 0.09439, respectivamente. En la Tabla 5.3, presentamos una comparación exhaustiva entre TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze (entrenados durante 30 epochs) y las herramientas del estado del arte. Los resultados demuestran claramente que TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze superan consistentemente a las herramientas del estado del arte en todas estas métricas: *AUC*, *precisión*, *recall*, *F1-score* y *MCC*.

Finalmente, mostramos la distribución de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze,

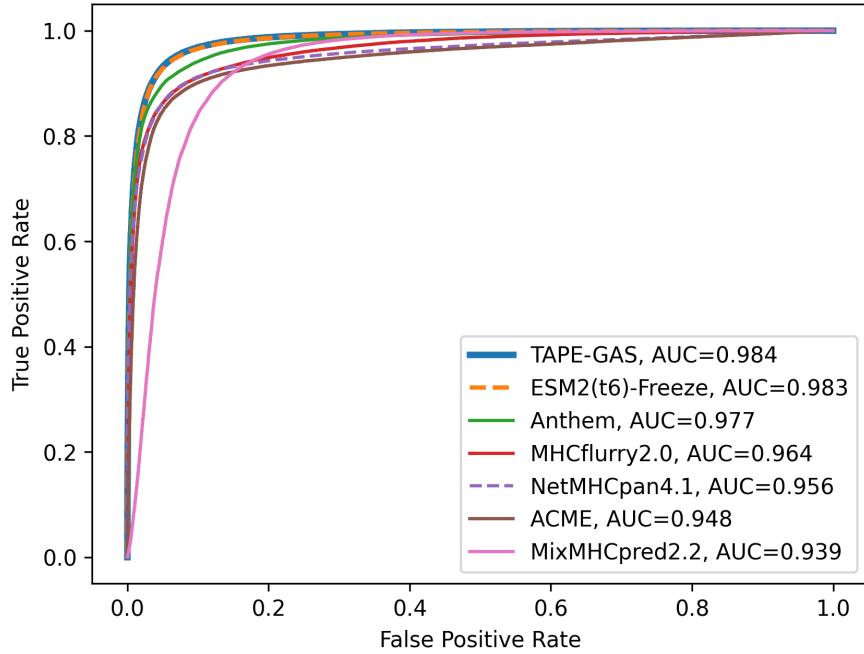


FIGURA 5.5: Las curvas ROC para TAPE-GAS y ESM2(t6) entrenados durante 30 epochs, en comparación con las herramientas de vanguardia.

ambos entrenados durante 30 épocas, junto con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MHCflurry2.0. En este caso, evaluamos cada distribución por k-mer (Figura 5.6 y 5.7). En todos los k-mer, TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze presentan la puntuación más alta. Además, es importante destacar que el modelo pequeño ESM2(t6)-Freeze ofrece resultados superiores para péptidos más largos con longitudes de 11, 12, 13 y 14.

5.5. Discusión

5.5.1. Fine-tuning ESM2

Cuando se consideran específicamente los modelos Transformer de ESM2, los resultados más favorables se obtuvieron con el modelo más pequeño, ESM2(t6), como se indica en la Tabla 5.1. Sin embargo, es importante destacar que los autores de ESM2 informaron en su artículo que, para diversas otras tareas, modelos más grandes como ESM2(t30) y ESM2(t33) superaron a los más pequeños como ESM2(t6) y ESM2(t12) (Lin et al., 2023). Además, está bien establecido que los modelos más grandes tienden a aprender más rápido pero requieren conjuntos de datos de entrenamiento más extensos (Elnaggar et al., 2021). En el caso de la predicción de la unión pMHC-I, nuestro estudio empleó un conjunto de datos que consta de 559,019 muestras, que no consideramos lo suficientemente grande para ESM2(t33), un modelo que cuenta con 650 millones de parámetros.

En futuras investigaciones, planeamos evaluar el rendimiento de modelos más grandes utilizando conjuntos de datos más extensos.

Otra razón potencial para el rendimiento superior de ESM2(t6) podría atribuirse al uso de *Rotary Position Embedding* (RoPE) (RoPE) en lugar de la codificación posicional absoluta. Si bien RoPE puede llevar a un ligero aumento en el costo de entrenamiento, se ha observado que mejora la calidad de los resultados, especialmente para modelos más pequeños ([Lin et al., 2023](#)).

5.5.2. Congelamiento de capas y GAS

Durante el entrenamiento de los modelos Transformer, exploramos la implementación de una metodología de congelación de capas. Este enfoque implica bloquear el modelo Transformer mientras se actualizan solo los parámetros de BiLSTM. Como se informa en varios estudios sobre metodologías de congelación en Transformers ([Merchant et al., 2020](#); [Lee et al., 2019](#); [Kovaleva et al., 2019](#)), este método generalmente es adecuado para acelerar el proceso de entrenamiento, aunque puede implicar un ligero sacrificio en el desempeño. Sorprendentemente, para los modelos ESM2, esta metodología arrojó los mejores resultados, mientras que para TAPE y ProtBert-BFD, produjo los resultados esperados (ver Tabla [5.1](#)).

Además, nos encontramos con un problema recurrente de *vanish gradient* al entrenar modelos grandes como TAPE-normal, ProtBert-normal, ESM2(t30)-normal y ESM2(t33)-normal (ver Tabla [5.1](#)). Este desafío es un fenómeno común al entrenar modelos de lenguaje grandes, ya que los gradientes tienden a acercarse a valores cercanos a cero después de varias etapas de entrenamiento. Para abordar esto, evaluamos la efectividad de emplear Gradient Accumulation Steps (GAS). Este método está diseñado para reducir el consumo de memoria durante el entrenamiento acumulando gradientes durante un cierto número de pasos iteraciones antes de actualizar los parámetros del modelo. En nuestros experimentos, adoptamos la técnica de acumular gradientes durante 64 y 128 iteraciones. Esta técnica alivia ligeramente el problema de gradientes que desaparecen al evitar que los gradientes disminuyan hasta valores cercanos a cero, como se informa para los modelos: ESM2(t30)-GAS, ESM2(t33)-GAS, TAPE-GAS y ProtBert-GAS en la Tabla [5.1](#). Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta técnica principalmente extiende la cantidad de iteraciones de entrenamiento que se pueden realizar antes de que el modelo posiblemente vuelva a enfrentar el problema de *vanish gradient*. Como ejemplo, al entrenar ProtBert-Normal, se encontró con el problema de gradientes que desaparecen después de la primera época. Sin embargo, con la introducción de GAS

(ProtBert-GAS), pudimos extender el entrenamiento a tres *epochs* antes de volver a enfrentar el problema de *vanish gradient*, que resurgió después de cuatro *epochs*.

5.5.3. TAPE, ProtBert-BFD y ESM2

En esta investigación comparamos el desempeño de TAPE, ProtBert-BFD y ESM2, cada uno de los cuales se describe en la Tabla 4.1. Las métricas se presentan en la Tabla 5.1. Según esta información, ProtBert-BFD obtuvo el peor resultado a pesar de que este modelo fue pre-entrenado con el conjunto de datos más grande, BFD, que contiene 2122 millones de muestras y tiene 420 millones de parámetros. Creemos que este resultado se debe a la ruido en las muestras y a los errores en las secuencias en el conjunto de datos BFD ([Elnaggar et al., 2021](#)). Además, los modelos Transformer grandes requieren más datos para el entrenamiento ([Elnaggar et al., 2021](#)), y en nuestro caso este modelo se entreno con 559,019 muestras.

Además, es destacable que TAPE logró los mejores resultados, con ESM2(t6) siguiendo de cerca (como se muestra en la Tabla 5.1). Los modelos TAPE fueron pre-entrenados utilizando el conjunto de datos Pfam, que es el conjunto de datos más pequeño en esta comparación, con aproximadamente 30 millones de muestras. Es importante mencionar que el conjunto de datos Pfam se deriva de UniProtKB y selectivamente incluye secuencias que pertenecen a *Reference Proteomes* en lugar de abarcar toda la base de datos de UniProtKB [Finn et al. \(2016\)](#). En consecuencia, Pfam cubre la mitad de las secuencias de proteínas en comparación con otros conjuntos de datos basados en UniProtKB, pero sus muestras son de mayor calidad. Por lo tanto, es lógico suponer que TAPE encapsula una representación más completa y refinada de la información de proteínas en comparación con otros modelos pre-entrenados.

ESM2(t6) logró resultados que compiten estrechamente con el rendimiento de TAPE, como se demuestra en la Tabla 5.2. Es importante destacar que ESM2(t6) consta de solo 8 millones de parámetros, en comparación con los 92 millones de parámetros de TAPE. Además, ambos modelos fueron entrenados en muestras de UniProtKB, aunque TAPE utilizó un subconjunto de este conjunto de datos. Además, ESM2(t6) superó a TAPE para péptidos más largos, que van desde 11 a 14 mers, como se muestra en la Figura 5.6. Estos hallazgos sitúan firmemente a ESM2(t6) como un candidato destacado para análisis futuros debido a su notable rendimiento y eficiencia.

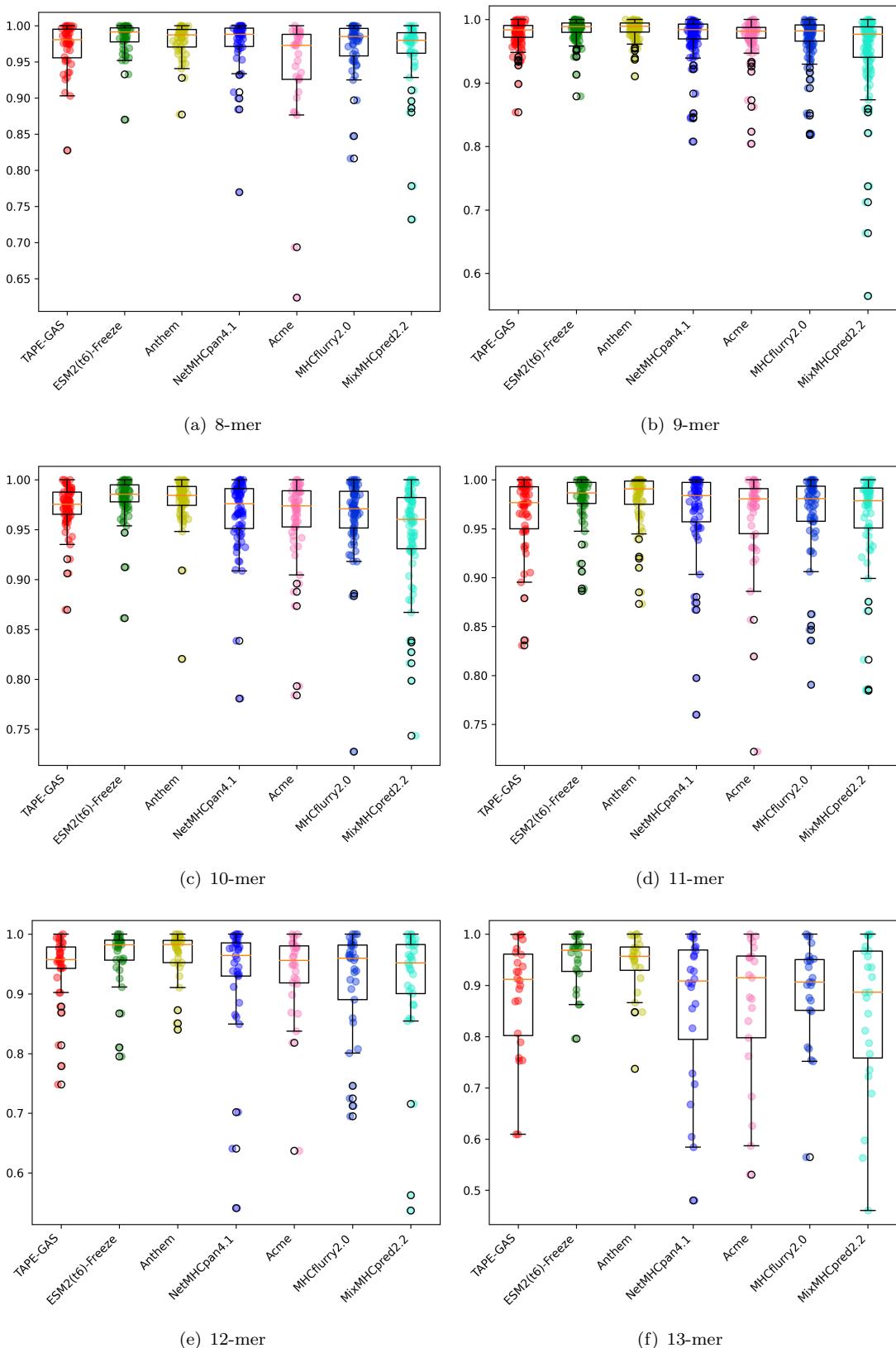


FIGURA 5.6: La distribución de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, ambos entrenados durante 30 epochs, junto con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MHCflurry2.0.

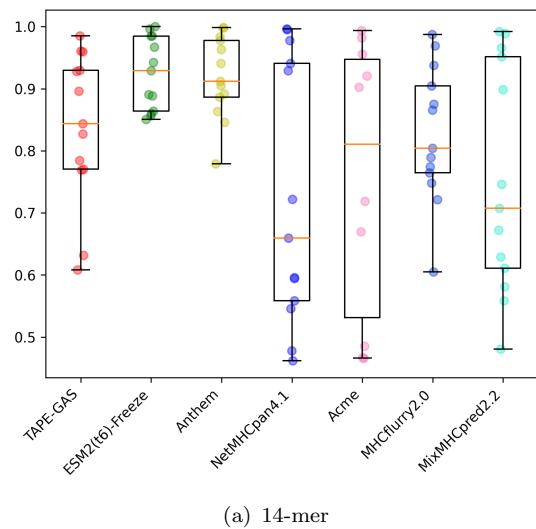


FIGURA 5.7: La distribución de AUC para TAPE-GAS y ESM2(t6)-Freeze, ambos entrenados durante 30 epochs para los péptidos 14-mer, junto con Anthem, NetMHCpan4.1, ACME, MixMHCpred2.2 y MHCflury2.0.

Capítulo 6

Conclusiones

6.1. Conclusiones

PRIMERA: Se realizó una revisión sistemática de la literatura respecto a los métodos que utilizan Transformers para la predicción del enlace pMHC. Este análisis reforzó la hipótesis del uso de Transformers y *transfer learning* en los trabajos más recientes, estos motivados por el gran auge de los modelos BERT en el procesamiento natural de lenguaje. Adicionalmente a esto, también se incluyó los métodos adyacentes necesarios para la detección de neoantígenos en el marco de desarrollo de vacunas personalizadas contra el cáncer. Estos métodos incluyen el análisis de métodos para la predicción de la unión pMHC-TCR, *pipelines* y ensayos clínicos. Este análisis ha demostrado que existen varios problemas en el proceso de detección de neoantígenos como: la no inclusión de datos de MS, bajo rendimiento en las herramientas de predicción pMHC y PMHC-TCR, así como la falta de métodos para la detección e fusión de genes y *alternative splicing*; sin embargo, a pesar de estas limitaciones, ya se han realizado ensayos clínicos con resultados motivadores.

SEGUNDA: Se analizó los modelos Transformers pre-entrenados como: TAPE, ProtBert-BFD, y la familia de modelos de EMS2. Estos modelos fueron entrenados en grandes bases de datos de proteínas para tareas como: Predicción de estructuras de proteínas, predicción del *contact map*, predicción de la función de proteínas, etc. De estos, ProtBert-BFD fue entrenado con la base de datos mas grande proteínas actualmente (2122 millones de muestras); sin embargo, las muestras tienen ruido y al parecer el modelo presentó resultados pobres en los experimentos de esta tesis. Adicionalmente, TAPE se entreno con la base de datos mas pequeña (30 millones de muestras); sin embargo, presentó mejores resultados en los experimentos porque las muestras pertenecían a *Reference Proteomas*, y al parecer esto generó que el modelo represente mejor la información de una proteína.

TERCERA: Se aplicó fine-tuning a los seis modelos pre-entrenados agregando un bloque BiLSTM. Adicionalmente, se evaluó el uso de *Gradient Accumulation Steps* (GAS) y una metodología para congelar las capas del modelo Transformer y lo entrenar el bloque BiLSTM. Como resultado, se verificó que en los modelos ESM2, al aplicar el congelamiento de capas, se mejoró el desempeño y siendo el modelo más pequeño ESM2(t6) el mejor. Esto puede ser causado por el uso RoPE y al tener una base datos aún pequeña para la complejidad de estos datos. ProtBert, era uno de los modelos más grandes y obtuvo los peores resultados, esto porque fue entrenado con una base de datos con mucho ruido. Finalmente, TAPE obtuvo los mejores resultados, el cual se debe a la calidad de las muestras utilizadas en su pre-entrenamiento.

Adicionalmente, en el análisis comparativo de los seis modelos Transformer TAPE, ProtBert-BFD, ESM2(t6), ESM2(t12), ESM2(t30) y ESM2(t33) con la incorporación de GAS y la técnica de congelación de capas, observamos que ESM2(t6)-Freeze y TAPE-GAS lograron los resultados más favorables. Además, observamos que el uso de GAS ofreció una mitigación menor del problema de desvanecimiento del gradiente, lo que permitió el entrenamiento efectivo de modelos Transformer más grandes. Además, descubrimos que la metodología de congelación de capas aceleró el proceso de entrenamiento y produjo los resultados más favorables para los modelos ESM2. En contraste, el uso de GAS condujo a los mejores resultados para TAPE y ProtBert.

CUARTA: También, se volvió a entrenar los modelos de mejor desempeño ESM2(t6)-Freeze y TAPE-GAS, esta vez por 30 *epochs*, para mejorar más su desempeño y luego se realizó una comparación con los métodos de mejor desempeño en el estado del arte, tales como: NetMHCpan4.1, MHCflurry2.0, Anthem, ACME y MixMHCpred2.2. Se realizó la comparación en términos de diversas métricas de rendimiento como el AUC, *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score* y MCC. De esta comparativa, los modelos propuestos ESM2(t6)-Freeze y TAPE-GAS superaron a los demás métodos del estado del arte en *AUC*, *accuracy*, *recall*, *f1-score* y MCC. Esto demuestra las ventajas de ajustar modelos Transformer grandes para predecir la unión péptido-MHC, subrayando su potencial para mejorar esta tarea crítica.

6.2. Trabajos Futuros

En este trabajo, evaluamos los modelos TAPE, ProtBert-BFD, ESM2(t6), ESM2(t12), ESM2(t30) y ESM2(t33), cada uno con 92, 420, 8, 35, 150 y 650 millones de parámetros respectivamente. Sin embargo, existen otras alternativas como ProtT5-XL y ProtT5-XXL, ESM2(t36) y ESM2(t48), cada uno con 3, 11, 3 y 15 mil millones de parámetros respectivamente. No evaluamos estos modelos debido al tamaño reducido del conjunto

de datos y el costo de entrenamiento. No obstante, planeamos evaluar estos enormes modelos Transformer con un conjunto de datos más grande que contenga muestras del conjunto de datos Anthem, MixMHXpred2.2 y la evaluación más reciente de herramientas de predicción de unión pMHC.

Además, dada la considerable inversión de recursos asociada al entrenamiento de modelos Transformer grandes, planeamos investigar las posibles ventajas de utilizar DistilBERT y LoRA para tareas de entrenamiento y predicción futuras.

Además, ajustamos cada modelo Transformer agregando un bloque BiLSTM al final, basado en el trabajo de HLAB. En el futuro, planeamos evaluar la eficacia de un bloque Star-Transformer, similar a la metodología empleada en SMHCpan. Además, considerando los resultados prometedores demostrados en ESM-GAT, creemos que la inclusión de una Red de Atención de Grafos (GAT) podría mejorar significativamente el rendimiento de nuestro modelo en investigaciones futuras. Por último, nos gustaría evaluar la metodología utilizada por TransPHLA, debido a su efectividad demostrada en el manejo de péptidos de diferentes longitudes.

Bibliografía

- Abelin, J. G., Keskin, D. B., Sarkizova, S., Hartigan, C. R., Zhang, W., Sidney, J., Stevens, J., Lane, W., Zhang, G. L., Eisenhaure, T. M., et al. (2017). Mass spectrometry profiling of hla-associated peptidomes in mono-allelic cells enables more accurate epitope prediction. *Immunity*, 46(2):315–326.
- Abualrous, E. T., Sticht, J., and Freund, C. (2021). Major histocompatibility complex (mhc) class i and class ii proteins: impact of polymorphism on antigen presentation. *Current Opinion in Immunology*, 70:95–104.
- Aggarwal, C., Cohen, R. B., Morrow, M. P., Kraynyak, K. A., Sylvester, A. J., Knoblock, D. M., Bauml, J. M., Weinstein, G. S., Lin, A., Boyer, J., et al. (2019). Immunotherapy targeting hpv16/18 generates potent immune responses in hpv-associated head and neck cancer. *Clinical Cancer Research*, 25(1):110–124.
- Alvarez, B., Reynisson, B., Barra, C., Buus, S., Ternette, N., Connelley, T., Andreatta, M., and Nielsen, M. (2019). Nnalign_ma; mhc peptidome deconvolution for accurate mhc binding motif characterization and improved t-cell epitope predictions. *Molecular & Cellular Proteomics*, 18(12):2459–2477.
- Anil, R., Ghazi, B., Gupta, V., Kumar, R., and Manurangsi, P. (2021). Large-scale differentially private bert. *arXiv preprint arXiv:2108.01624*.
- Arceda, V. E. M. (2023). Neoantigen detection using transformers and transfer learning in the cancer immunology context. In *International Conference on Practical Applications of Computational Biology & Bioinformatics*, pages 97–102. Springer.
- Awad, M. M., Govindan, R., Balogh, K. N., Spigel, D. R., Garon, E. B., Bushway, M. E., Poran, A., Sheen, J. H., Kohler, V., Esaulova, E., et al. (2022). Personalized neoantigen vaccine neo-pv-01 with chemotherapy and anti-pd-1 as first-line treatment for non-squamous non-small cell lung cancer. *Cancer Cell*, 40(9):1010–1026.
- Bagaev, D. V., Vroomans, R. M., Samir, J., Stervbo, U., Rius, C., Dolton, G., Greenshields-Watson, A., Attaf, M., Egorov, E. S., Zvyagin, I. V., et al. (2020). Vdjdb

- in 2019: database extension, new analysis infrastructure and a t-cell receptor motif compendium. *Nucleic Acids Research*, 48(D1):D1057–D1062.
- Bahdanau, D., Cho, K., and Bengio, Y. (2014). Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *arXiv preprint arXiv:1409.0473*.
- Bassani-Sternberg, M., Digklia, A., Huber, F., Wagner, D., Sempoux, C., Stevenson, B. J., Thierry, A.-C., Michaux, J., Pak, H., Racle, J., et al. (2019). A phase ib study of the combination of personalized autologous dendritic cell vaccine, aspirin, and standard of care adjuvant chemotherapy followed by nivolumab for resected pancreatic adenocarcinoma—a proof of antigen discovery feasibility in three patients. *Frontiers in immunology*, 10:1832.
- Bassani-Sternberg, M., Pletscher-Frankild, S., Jensen, L. J., and Mann, M. (2015). Mass spectrometry of human leukocyte antigen class i peptidomes reveals strong effects of protein abundance and turnover on antigen presentation*[s]. *Molecular & Cellular Proteomics*, 14(3):658–673.
- BioNTech (2023). Personalized mRNA vaccine immunogenic against PDAC. *Cancer Discovery*, 13(7):1504–1504.
- Borden, E. S., Buetow, K. H., Wilson, M. A., and Hastings, K. T. (2022). Cancer neoantigens: Challenges and future directions for prediction, prioritization, and validation. *Frontiers in Oncology*, 12.
- Bradley, P. (2023). Structure-based prediction of t cell receptor: peptide-mhc interactions. *Elife*, 12:e82813.
- Bravi, B., Di Gioacchino, A., Fernandez-de Cossio-Diaz, J., Walczak, A. M., Mora, T., Cocco, S., and Monasson, R. (2023). A transfer-learning approach to predict antigen immunogenicity and t-cell receptor specificity. *Elife*, 12:e85126.
- Bravi, B., Tubiana, J., Cocco, S., Monasson, R., Mora, T., and Walczak, A. M. (2021). Rbm-mhc: a semi-supervised machine-learning method for sample-specific prediction of antigen presentation by hla-i alleles. *Cell systems*, 12(2):195–202.
- Bulik-Sullivan, B., Busby, J., Palmer, C. D., Davis, M. J., Murphy, T., Clark, A., Busby, M., Duke, F., Yang, A., Young, L., et al. (2019). Deep learning using tumor hla peptide mass spectrometry datasets improves neoantigen identification. *Nature biotechnology*, 37(1):55–63.
- Cafri, G., Gartner, J. J., Zaks, T., Hopson, K., Levin, N., Paria, B. C., Parkhurst, M. R., Yossef, R., Lowery, F. J., Jafferji, M. S., et al. (2020). mrna vaccine-induced

- neoantigen-specific t cell immunity in patients with gastrointestinal cancer. *The Journal of clinical investigation*, 130(11):5976–5988.
- Cai, M., Bang, S., Zhang, P., and Lee, H. (2022). Atm-tcr: Tcr-epitope binding affinity prediction using a multi-head self-attention model. *Frontiers in Immunology*, 13:893247.
- Cai, Z., Su, X., Qiu, L., Li, Z., Li, X., Dong, X., Wei, F., Zhou, Y., Luo, L., Chen, G., et al. (2021). Personalized neoantigen vaccine prevents postoperative recurrence in hepatocellular carcinoma patients with vascular invasion. *Molecular Cancer*, 20:1–13.
- Chen, C., Qiu, Z., Yang, Z., Yu, B., and Cui, X. (2021a). Jointly learning to align and aggregate with cross attention pooling for peptide-mhc class i binding prediction. In *2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, pages 18–23. IEEE.
- Chen, I., Chen, M., Goedegebuure, P., and Gillanders, W. (2021b). Challenges targeting cancer neoantigens in 2021: a systematic literature review. *Expert Review of Vaccines*, 20(7):827–837.
- Chen, Z., Min, M. R., and Ning, X. (2021c). Ranking-based convolutional neural network models for peptide-mhc class i binding prediction. *Frontiers in Molecular Biosciences*, 8:634836.
- Cheng, J., Bendjama, K., Rittner, K., and Malone, B. (2021). Bertmhc: improved mhc-peptide class ii interaction prediction with transformer and multiple instance learning. *Bioinformatics*, 37(22):4172–4179.
- Chu, Y., Zhang, Y., Wang, Q., Zhang, L., Wang, X., Wang, Y., Salahub, D. R., Xu, Q., Wang, J., Jiang, X., et al. (2022). A transformer-based model to predict peptide-hla class i binding and optimize mutated peptides for vaccine design. *Nature Machine Intelligence*, 4(3):300–311.
- Clancy, S. (2008). Genetic mutation. *Nature Education*, 1(1):187.
- Coelho, A. C. M., Fonseca, A. L., Martins, D. L., Lins, P. B., da Cunha, L. M., and de Souza, S. J. (2020). neoant-hill: an integrated tool for identification of potential neoantigens. *BMC Medical Genomics*, 13(1):1–8.
- Consortium, U. (2019). Uniprot: a worldwide hub of protein knowledge. *Nucleic acids research*, 47(D1):D506–D515.
- Consortium, U. et al. (2018). Uniprot: the universal protein knowledgebase. *Nucleic acids research*, 46(5):2699.

- Dalianis, H. (2018). Evaluation metrics and evaluation. In *Clinical text mining*, pages 45–53. Springer.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- Diao, K., Chen, J., Wu, T., Wang, X., Wang, G., Sun, X., Zhao, X., Wu, C., Wang, J., Yao, H., Gerarduzzi, C., and Liu, X.-S. (2022). Seq2neo: a comprehensive pipeline for cancer neoantigen immunogenicity prediction. *Int J Mol Sci*, 23(19).
- Dillman, R. O., Cornforth, A. N., Nistor, G. I., McClay, E. F., Amatruda, T. T., and Depriest, C. (2018). Randomized phase ii trial of autologous dendritic cell vaccines versus autologous tumor cell vaccines in metastatic melanoma: 5-year follow up and additional analyses. *Journal for immunotherapy of cancer*, 6(1):1–10.
- El-Gebali, S., Mistry, J., Bateman, A., Eddy, S. R., Luciani, A., Potter, S. C., Qureshi, M., Richardson, L. J., Salazar, G. A., Smart, A., et al. (2019). The pfam protein families database in 2019. *Nucleic acids research*, 47(D1):D427–D432.
- El Naqa, I. and Murphy, M. J. (2022). Machine and deep learning in oncology, medical physics and radiology.
- Ellingsen, E. B., Bounova, G., Kerzeli, I., Anzar, I., Simnica, D., Aamdal, E., Guren, T., Clancy, T., Mezheyevski, A., Inderberg, E. M., et al. (2022). Characterization of the t cell receptor repertoire and melanoma tumor microenvironment upon combined treatment with ipilimumab and hert vaccination. *Journal of Translational Medicine*, 20(1):1–13.
- Elnaggar, A., Heinzinger, M., Dallago, C., Rehawi, G., Wang, Y., Jones, L., Gibbs, T., Feher, T., Angerer, C., Steinegger, M., et al. (2021). Prottrans: Toward understanding the language of life through self-supervised learning. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 44(10):7112–7127.
- Engelhard, V. H., Obeng, R. C., Cummings, K. L., Petroni, G. R., Ambakhutwala, A. L., Chianese-Bullock, K. A., Smith, K. T., Lulu, A., Varhegyi, N., Smolkin, M. E., et al. (2020). Mhc-restricted phosphopeptide antigens: preclinical validation and first-in-humans clinical trial in participants with high-risk melanoma. *Journal for immunotherapy of cancer*, 8(1).
- Fang, X., Guo, Z., Liang, J., Wen, J., Liu, Y., Guan, X., and Li, H. (2022a). Neoantigens and their potential applications in tumor immunotherapy. *Oncology Letters*, 23(3):1–9.

- Fang, Y., Liu, X., and Liu, H. (2022b). Attention-aware contrastive learning for predicting t cell receptor-antigen binding specificity. *bioRxiv*.
- Finn, R. D., Coggill, P., Eberhardt, R. Y., Eddy, S. R., Mistry, J., Mitchell, A. L., Potter, S. C., Punta, M., Qureshi, M., Sangrador-Vegas, A., et al. (2016). The pfam protein families database: towards a more sustainable future. *Nucleic acids research*, 44(D1):D279–D285.
- Fischer, D. S., Wu, Y., Schubert, B., and Theis, F. J. (2020). Predicting antigen specificity of single t cells based on tcr cdr 3 regions. *Molecular systems biology*, 16(8):e9416.
- Gasser, H.-C., Bedran, G., Ren, B., Goodlett, D., Alfaro, J., and Rajan, A. (2021). Interpreting bert architecture predictions for peptide presentation by mhc class i proteins. *arXiv preprint arXiv:2111.07137*.
- Gfeller, D., Schmidt, J., Croce, G., Guillaume, P., Bobisse, S., Genolet, R., Queiroz, L., Cesbron, J., Racle, J., and Harari, A. (2023). Improved predictions of antigen presentation and tcr recognition with mixmhcpred2. 2 and prime2. 0 reveal potent sars-cov-2 cd8+ t-cell epitopes. *Cell Systems*, 14(1):72–83.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>.
- Gopanenko, A. V., Kosobokova, E. N., and Kosorukov, V. S. (2020). Main strategies for the identification of neoantigens. *Cancers*, 12(10):2879.
- Grazioli, F., Machart, P., Mösch, A., Li, K., Castorina, L. V., Pfeifer, N., and Min, M. R. (2022). Attentive variational information bottleneck for tcr-peptide interaction prediction. *Bioinformatics*, 39(1):btac820.
- Han, X.-J., Ma, X.-l., Yang, L., Wei, Y.-q., Peng, Y., and Wei, X.-w. (2020). Progress in neoantigen targeted cancer immunotherapies. *Frontiers in Cell and Developmental Biology*, 8:728.
- Hao, Q., Wei, P., Shu, Y., Zhang, Y.-G., Xu, H., and Zhao, J.-N. (2021). Improvement of neoantigen identification through convolution neural network. *Frontiers in immunology*, 12.
- Hashemi, N., Hao, B., Ignatov, M., Paschalidis, I. C., Vakili, P., Vajda, S., and Kozakov, D. (2023). Improved prediction of mhc-peptide binding using protein language models. *Frontiers in Bioinformatics*, 3.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778.

- Heyer, E. E. and Blackburn, J. (2020). Sequencing strategies for fusion gene detection. *BioEssays*, 42(7):2000016.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735–1780.
- Holm, J. S., Funt, S. A., Borch, A., Munk, K. K., Bjerregaard, A.-M., Reading, J. L., Maher, C., Regazzi, A., Wong, P., Al-Ahmadi, H., et al. (2022). Neoantigen-specific cd8 t cell responses in the peripheral blood following pd-l1 blockade might predict therapy outcome in metastatic urothelial carcinoma. *Nature Communications*, 13(1):1935.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, 79(8):2554–2558.
- Hu, Y., Wang, Z., Hu, H., Wan, F., Chen, L., Xiong, Y., Wang, X., Zhao, D., Huang, W., and Zeng, J. (2019). Acme: pan-specific peptide–mhc class i binding prediction through attention-based deep neural networks. *Bioinformatics*, 35(23):4946–4954.
- Huang, Z., Jiang, B., Guo, T., and Liu, Y. (2023). Measuring the impact of gradient accumulation on cloud-based distributed training. In *2023 IEEE/ACM 23rd International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing (CCGrid)*, pages 344–354. IEEE.
- Hundal, J., Kiwala, S., McMichael, J., Miller, C. A., Xia, H., Wollam, A. T., Liu, C. J., Zhao, S., Feng, Y.-Y., Graubert, A. P., et al. (2020). pvactools: a computational toolkit to identify and visualize cancer neoantigens. *Cancer immunology research*, 8(3):409–420.
- Janeway Jr, C. A. (1997). Immunobiology the immune system in health and disease. *Artes Medicas*.
- Jin, J., Liu, Z., Nasiri, A., Cui, Y., Louis, S.-Y., Zhang, A., Zhao, Y., and Hu, J. (2021). Deep learning pan-specific model for interpretable mhc-i peptide binding prediction with improved attention mechanism. *Proteins: Structure, Function, and Bioinformatics*, 89(7):866–883.
- Jing, Y., Zhang, S., and Wang, H. (2023). Dapnet-hla: Adaptive dual-attention mechanism network based on deep learning to predict non-classical hla binding sites. *Analytical Biochemistry*, 666:115075.
- Jokinen, E., Huuhtanen, J., Mustjoki, S., Heinonen, M., and Lähdesmäki, H. (2021). Predicting recognition between t cell receptors and epitopes with tcrgp. *PLoS computational biology*, 17(3):e1008814.

- Jordan, M. I. (1997). Serial order: A parallel distributed processing approach. In *Advances in psychology*, volume 121, pages 471–495. Elsevier.
- Kalemati, M., Darvishi, S., and Koohi, S. (2023). Capsnet-mhc predicts peptide-mhc class i binding based on capsule neural networks. *Communications Biology*, 6(1):492.
- Kawashima, S. and Kanehisa, M. (2000). Aaindex: amino acid index database. *Nucleic acids research*, 28(1):374–374.
- Kelvin, J. (2022). Rnns, lstms, cnns, transformers and bert.
- Kerbs, P., Vosberg, S., Krebs, S., Graf, A., Blum, H., Swoboda, A., Batcha, A. M., Mansmann, U., Metzler, D., Heckman, C. A., et al. (2022). Fusion gene detection by rna-sequencing complements diagnostics of acute myeloid leukemia and identifies recurring nrrip1-mir99ahg rearrangements. *haematologica*, 107(1):100.
- Keskin, D. B., Anandappa, A. J., Sun, J., Tirosh, I., Mathewson, N. D., Li, S., Oliveira, G., Giobbie-Hurder, A., Felt, K., Gjini, E., et al. (2019). Neoantigen vaccine generates intratumoral t cell responses in phase ib glioblastoma trial. *Nature*, 565(7738):234–239.
- Kim, P. and Zhou, X. (2019). Fusiongdb: fusion gene annotation database. *Nucleic acids research*, 47(D1):D994–D1004.
- Kim, S., Kim, H. S., Kim, E., Lee, M., Shin, E.-C., and Paik, S. (2018). Neopepsee: accurate genome-level prediction of neoantigens by harnessing sequence and amino acid immunogenicity information. *Annals of Oncology*, 29(4):1030–1036.
- Kim, Y., Denton, C., Hoang, L., and Rush, A. M. (2017). Structured attention networks. *arXiv preprint arXiv:1702.00887*.
- Kim, Y., Sidney, J., Pinilla, C., Sette, A., and Peters, B. (2009). Derivation of an amino acid similarity matrix for peptide: Mhc binding and its application as a bayesian prior. *BMC bioinformatics*, 10:1–11.
- Kloor, M., Reuschenbach, M., Pauligk, C., Karbach, J., Rafiyan, M.-R., Al-Batran, S.-E., Tariverdian, M., Jagger, E., and von Knebel Doeberitz, M. (2020). A frameshift peptide neoantigen-based vaccine for mismatch repair-deficient cancers: a phase i/ii clinical trial. *Clinical Cancer Research*, 26(17):4503–4510.
- Kodysh, J. and Rubinsteyn, A. (2020). Openvax: An open-source computational pipeline for cancer neoantigen prediction. *Methods in molecular biology (Clifton, N.J.)*, 2120:147–160.
- Kovaleva, O., Romanov, A., Rogers, A., and Rumshisky, A. (2019). Revealing the dark secrets of bert. *arXiv preprint arXiv:1908.08593*.

- Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Kubick, N. and Mickael, M. E. (2021). Predicting epitopes based on tcr sequence using an embedding deep neural network artificial intelligence approach. *bioRxiv*.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324.
- Lee, J., Tang, R., and Lin, J. (2019). What would elsa do? freezing layers during transformer fine-tuning. *arXiv preprint arXiv:1911.03090*.
- Li, G., Iyer, B., Prasath, V. S., Ni, Y., and Salomonis, N. (2021). Deepimmuno: deep learning-empowered prediction and generation of immunogenic peptides for t-cell immunity. *Briefings in bioinformatics*, 22(6):bbab160.
- Li, X., Lin, X., Mei, X., Chen, P., Liu, A., Liang, W., Chang, S., and Li, J. (2022). Hla3d: an integrated structure-based computational toolkit for immunotherapy. *Briefings in bioinformatics*, 23(3):bbac076.
- Li, Y., Wang, G., Tan, X., Ouyang, J., Zhang, M., Song, X., Liu, Q., Leng, Q., Chen, L., and Xie, L. (2020). Progeo-neo: a customized proteogenomic workflow for neoantigen prediction and selection. *BMC medical genomics*, 13(5):1–11.
- Lin, Z., Akin, H., Rao, R., Hie, B., Zhu, Z., Lu, W., Smetanin, N., Verkuil, R., Kabeli, O., Shmueli, Y., et al. (2023). Evolutionary-scale prediction of atomic-level protein structure with a language model. *Science*, 379(6637):1123–1130.
- Liu, Z., Cui, Y., Xiong, Z., Nasiri, A., Zhang, A., and Hu, J. (2019). Deepseqpan, a novel deep convolutional neural network model for pan-specific class i hla-peptide binding affinity prediction. *Scientific reports*, 9(1):1–10.
- Liu, Z., Jin, J., Cui, Y., Xiong, Z., Nasiri, A., Zhao, Y., and Hu, J. (2021). Deepseqpanii: an interpretable recurrent neural network model with attention mechanism for peptide-hla class ii binding prediction. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*.
- Lu, M., Xu, L., Jian, X., Tan, X., Zhao, J., Liu, Z., Zhang, Y., Liu, C., Chen, L., Lin, Y., et al. (2022). dbpepneo2. 0: A database for human tumor neoantigen peptides from mass spectrometry and tcr recognition. *Frontiers in immunology*, page 1583.
- Lucito, R., Suresh, S., Walter, K., Pandey, A., Lakshmi, B., Krasnitz, A., Sebat, J., Wigler, M., Klein, A. P., Brune, K., et al. (2007). Copy-number variants in patients with a strong family history of pancreatic cancer. *Cancer biology & therapy*, 6(10):1592–1599.

- Luscombe, N. M., Greenbaum, D., and Gerstein, M. (2001). What is bioinformatics? a proposed definition and overview of the field. *Methods of information in medicine*, 40(04):346–358.
- Luu, A. M., Leistico, J. R., Miller, T., Kim, S., and Song, J. S. (2021). Predicting tcr-epitope binding specificity using deep metric learning and multimodal learning. *Genes*, 12(4):572.
- Machaca, V. E., Goyzueta, V., Cruz, M., and Tupac, Y. (2023). Deep learning and transformers in mhc-peptide binding and presentation towards personalized vaccines in cancer immunology: A brief review. In *International Conference on Practical Applications of Computational Biology & Bioinformatics*, pages 14–23. Springer.
- Marshall, J. S., Warrington, R., Watson, W., and Kim, H. L. (2018). An introduction to immunology and immunopathology. *Allergy, Asthma & Clinical Immunology*, 14(2):1–10.
- Mattos, L., Vazquez, M., Finotello, F., Lepore, R., Porta, E., Hundal, J., Amengual-Rigo, P., Ng, C., Valencia, A., Carrillo, J., et al. (2020). Neoantigen prediction and computational perspectives towards clinical benefit: recommendations from the esmo precision medicine working group. *Annals of oncology*, 31(8):978–990.
- Mei, S., Li, F., Xiang, D., Ayala, R., Faridi, P., Webb, G. I., Illing, P. T., Rossjohn, J., Akutsu, T., Croft, N. P., et al. (2021). Anthem: a user customised tool for fast and accurate prediction of binding between peptides and hla class i molecules. *Briefings in Bioinformatics*, 22(5):bbaa415.
- Merchant, A., Rahimtoroghi, E., Pavlick, E., and Tenney, I. (2020). What happens to bert embeddings during fine-tuning? *arXiv preprint arXiv:2004.14448*.
- Mill, N. A., Bogaert, C., van Criekinge, W., and Fant, B. (2022). neoms: Attention-based prediction of mhc-i epitope presentation. *bioRxiv*.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*, volume 1. McGraw-hill New York.
- Montemurro, A., Schuster, V., Povlsen, H. R., Bentzen, A. K., Jurtz, V., Chronister, W. D., Crinklaw, A., Hadrup, S. R., Winther, O., Peters, B., et al. (2021). Nettcr-2.0 enables accurate prediction of tcr-peptide binding by using paired tcr α and β sequence data. *Communications biology*, 4(1):1–13.
- Moris, P., De Pauw, J., Postovskaya, A., Gielis, S., De Neuter, N., Bittremieux, W., Ogunjimi, B., Laukens, K., and Meysman, P. (2021). Current challenges for unseen-epitope tcr interaction prediction and a new perspective derived from image classification. *Briefings in Bioinformatics*, 22(4):bbaa318.

- Mueller, S., Taitt, J. M., Villanueva-Meyer, J. E., Bonner, E. R., Nejo, T., Lulla, R. R., Goldman, S., Banerjee, A., Chi, S. N., Whipple, N. S., et al. (2022). Mass cytometry detects h3. 3k27m-specific vaccine responses in diffuse midline glioma. *The Journal of clinical investigation*, 130(12).
- Myronov, A., Mazzocco, G., Krol, P., and Plewczynski, D. (2023). Bertrand-peptide: Tcr binding prediction using bidirectional encoder representations from transformers augmented with random tcr pairing. *bioRxiv*, pages 2023–06.
- NCI (2020). Nci dictionary of cancer terms. <https://www.cancer.gov/publications/dictionaries/cancer-terms/def/transcription>. Accessed: 2020-03-20.
- NCI (2022). National cancer institute dictionary.
- Nielsen, M. and Andreatta, M. (2016). Netmhcpant-3.0; improved prediction of binding to mhci molecules integrating information from multiple receptor and peptide length datasets. *Genome medicine*, 8(1):1–9.
- Nielsen, M. A. (2015). *Neural networks and deep learning*, volume 25. Determination press San Francisco, CA, USA.
- O'Donnell, T. J., Rubinsteyn, A., Bonsack, M., Riemer, A. B., Laserson, U., and Hamermacher, J. (2018). Mhcflurry: open-source class i mhci binding affinity prediction. *Cell systems*, 7(1):129–132.
- O'Donnell, T. J., Rubinsteyn, A., and Laserson, U. (2020). Mhcflurry 2.0: improved pan-allele prediction of mhci class i-presented peptides by incorporating antigen processing. *Cell systems*, 11(1):42–48.
- Oliveira, D. M. T., de Serpa Brandão, R. M. S., da Mata Sousa, L. C. D., Lima, F. d. C. A., do Monte, S. J. H., Marroquim, M. S. C., de Sousa Lima, A. V., Coelho, A. G. B., Costa, J. M. S., Ramos, R. M., et al. (2019). phla3d: An online database of predicted three-dimensional structures of hla molecules. *Human Immunology*, 80(10):834–841.
- Ott, P. A., Hu-Lieskován, S., Chmielowski, B., Govindan, R., Naing, A., Bhardwaj, N., Margolin, K., Awad, M. M., Hellmann, M. D., Lin, J. J., et al. (2020). A phase ib trial of personalized neoantigen therapy plus anti-pd-1 in patients with advanced melanoma, non-small cell lung cancer, or bladder cancer. *Cell*, 183(2):347–362.
- PacBio (2021). Two review articles assess structural variation in human genomes. <https://www.pacb.com/blog/two-review-articles-assess-structural-variation-in-human-genomes/>. Accessed: 2021-05-07.

- Palmer, C. D., Rappaport, A. R., Davis, M. J., Hart, M. G., Scallan, C. D., Hong, S.-J., Gitlin, L., Kraemer, L. D., Kounlavouth, S., Yang, A., et al. (2022). Individualized, heterologous chimpanzee adenovirus and self-amplifying mrna neoantigen vaccine for advanced metastatic solid tumors: phase 1 trial interim results. *Nature medicine*, 28(8):1619–1629.
- Pan, X., Hu, X., Zhang, Y.-H., Chen, L., Zhu, L., Wan, S., Huang, T., and Cai, Y.-D. (2019). Identification of the copy number variant biomarkers for breast cancer subtypes. *Molecular Genetics and Genomics*, 294(1):95–110.
- Parikh, A. P., Täckström, O., Das, D., and Uszkoreit, J. (2016). A decomposable attention model for natural language inference. *arXiv preprint arXiv:1606.01933*.
- Patwardhan, N., Marrone, S., and Sansone, C. (2023). Transformers in the real world: A survey on nlp applications. *Information*, 14(4):242.
- Peng, M., Mo, Y., Wang, Y., Wu, P., Zhang, Y., Xiong, F., Guo, C., Wu, X., Li, Y., Li, X., et al. (2019). Neoantigen vaccine: an emerging tumor immunotherapy. *Molecular cancer*, 18(1):1–14.
- Phloypisut, P., Pornputtапong, N., Sriswasdi, S., and Chuangsawanich, E. (2019). Mhcseqnet: a deep neural network model for universal mhc binding prediction. *BMC bioinformatics*, 20(1):1–10.
- Platten, M., Bunse, L., Wick, A., Bunse, T., Le Cornet, L., Harting, I., Sahm, F., Sanghvi, K., Tan, C. L., Poschke, I., et al. (2021). A vaccine targeting mutant idh1 in newly diagnosed glioma. *Nature*, 592(7854):463–468.
- Podaza, E., Carri, I., Aris, M., Von Euw, E., Bravo, A. I., Blanco, P., Ortiz Wilczyński, J. M., Koile, D., Yankilevich, P., Nielsen, M., et al. (2020). Evaluation of t-cell responses against shared melanoma associated antigens and predicted neoantigens in cutaneous melanoma patients treated with the csf-470 allogeneic cell vaccine plus bcg and gm-csf. *Frontiers in immunology*, 11:1147.
- Poran, A., Scherer, J., Bushway, M. E., Besada, R., Balogh, K. N., Wanamaker, A., Williams, R. G., Prabhakara, J., Ott, P. A., Hu-Lieskovan, S., et al. (2020). Combined tcr repertoire profiles and blood cell phenotypes predict melanoma patient response to personalized neoantigen therapy plus anti-pd-1. *Cell Reports Medicine*, 1(8).
- Prince, S. J. (2023). *UNDERSTANDING DEEP LEARNING*. MIT PRESS.
- Raff, E. (2022). *Inside Deep Learning*. Manning Publications Co.

- Rammensee, H.-G., Bachmann, J., Emmerich, N. P. N., Bachor, O. A., and Stevanović, S. (1999). Syfpeithi: database for mhc ligands and peptide motifs. *Immunogenetics*, 50:213–219.
- Rao, R., Bhattacharya, N., Thomas, N., Duan, Y., Chen, P., Canny, J., Abbeel, P., and Song, Y. (2019). Evaluating protein transfer learning with tape. *Advances in neural information processing systems*, 32.
- Reche, P. A., Glutting, J.-P., and Reinherz, E. L. (2002). Prediction of mhc class i binding peptides using profile motifs. *Human immunology*, 63(9):701–709.
- Reynisson, B., Alvarez, B., Paul, S., Peters, B., and Nielsen, M. (2020a). Netmhcpant-4.1 and netmhciiipan-4.0: improved predictions of mhc antigen presentation by concurrent motif deconvolution and integration of ms mhc eluted ligand data. *Nucleic acids research*, 48(W1):W449–W454.
- Reynisson, B., Barra, C., Kaabinejadian, S., Hildebrand, W. H., Peters, B., and Nielsen, M. (2020b). Improved prediction of mhc ii antigen presentation through integration and motif deconvolution of mass spectrometry mhc eluted ligand data. *Journal of proteome research*, 19(6):2304–2315.
- Rieder, D., Fotakis, G., Ausserhofer, M., Geyeregger, R., Paster, W., Trajanoski, Z., and Finotello, F. (2022). nextneopi: a comprehensive pipeline for computational neoantigen prediction.
- Rives, A., Meier, J., Sercu, T., Goyal, S., Lin, Z., Liu, J., Guo, D., Ott, M., Zitnick, C. L., Ma, J., et al. (2021). Biological structure and function emerge from scaling unsupervised learning to 250 million protein sequences. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(15).
- Robinson, J., Barker, D. J., Georgiou, X., Cooper, M. A., Flicek, P., and Marsh, S. G. (2020). Ipd-imgt/hla database. *Nucleic acids research*, 48(D1):D948–D955.
- Rocconi, R. P., Stevens, E. E., Bottsford-Miller, J. N., Ghamande, S. A., Elder, J., DeMars, L. L., Munkarah, A., Aaron, P., Stanberry, L., Wallraven, G., et al. (2022). Proof of principle study of sequential combination atezolizumab and vigil in relapsed ovarian cancer. *Cancer gene therapy*, 29(3-4):369–382.
- Rojas, L. A., Sethna, Z., Soares, K. C., Olcese, C., Pang, N., Patterson, E., Lihm, J., Ceglia, N., Guasp, P., Chu, A., et al. (2023). Personalized rna neoantigen vaccines stimulate t cells in pancreatic cancer. *Nature*, pages 1–7.
- Rubinsteyn, A., Kodysh, J., Hodes, I., Mondet, S., Aksoy, B. A., Finnigan, J. P., Bhardwaj, N., and Hammerbacher, J. (2018). Computational pipeline for the pgv-001 neoantigen vaccine trial. *Frontiers in immunology*, 8:1807.

- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1985). Learning internal representations by error propagation. Technical report, California Univ San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science.
- Samuel, A. L. (1967). Some studies in machine learning using the game of checkers. ii—recent progress. *IBM Journal of research and development*, 11(6):601–617.
- Sater, H. A., Marté, J. L., Donahue, R. N., Walter-Rodriguez, B., Heery, C. R., Steinberg, S. M., Cordes, L. M., Chun, G., Karzai, F., Bilusic, M., et al. (2020). Neoadjuvant prostvac prior to radical prostatectomy enhances t-cell infiltration into the tumor immune microenvironment in men with prostate cancer. *Journal for ImmunoTherapy of Cancer*, 8(1).
- Schenck, R. O., Lakatos, E., Gatenbee, C., Graham, T. A., and @miscNCIdictionary2022, author = NCI, title = National Cancer Institute Dictionary, year = 2022, url = <https://www.cancer.gov/publications/dictionaries/genetics-dictionary>, urldate = 2022-03-20
- Anderson, A. R. (2019). Neopredpipe: high-throughput neoantigen prediction and recognition potential pipeline. *BMC bioinformatics*, 20(1):1–6.
- Shang, J., Jiao, Q., Chen, C., Zhu, D., and Cui, X. (2022). Pretraining transformers for tcr-pmhc binding prediction. In *2022 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, pages 26–31.
- Shao, X. M., Bhattacharya, R., Huang, J., Sivakumar, I., Tokheim, C., Zheng, L., Hirsch, D., Kaminow, B., Omdahl, A., Bonsack, M., et al. (2020). High-throughput prediction of mhc class i and ii neoantigens with mhcnuggetshigh-throughput prediction of neoantigens with mhcnuggets. *Cancer immunology research*, 8(3):396–408.
- Shi, Y., Guo, Z., Su, X., Meng, L., Zhang, M., Sun, J., Wu, C., Zheng, M., Shang, X., Zou, X., et al. (2020). Deepantigen: a novel method for neoantigen prioritization via 3d genome and deep sparse learning. *Bioinformatics*, 36(19):4894–4901.
- Shou, J., Mo, F., Zhang, S., Lu, L., Han, N., Liu, L., Qiu, M., Li, H., Han, W., Ma, D., et al. (2022). Combination treatment of radiofrequency ablation and peptide neoantigen vaccination: Promising modality for future cancer immunotherapy. *Frontiers in Immunology*, 13:1000681.
- Shuchen, D. (2022). Understanding deep self-attention mechanism in convolution neural networks.
- Shugay, M., Bagaev, D. V., Zvyagin, I. V., Vroomans, R. M., Crawford, J. C., Dolton, G., Komech, E. A., Sycheva, A. L., Koneva, A. E., Egorov, E. S., et al. (2018). Vdjdb: a curated database of t-cell receptor sequences with known antigen specificity. *Nucleic acids research*, 46(D1):D419–D427.

- Siegel, R. L., Miller, K. D., Wagle, N. S., and Jemal, A. (2023). Cancer statistics, 2023. *Ca Cancer J Clin*, 73(1):17–48.
- Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- Socratic.org (2022). How does a deletion mutation differ from a substitution mutation?
- Suzek, B. E., Wang, Y., Huang, H., McGarvey, P. B., Wu, C. H., and Consortium, U. (2015). Uniref clusters: a comprehensive and scalable alternative for improving sequence similarity searches. *Bioinformatics*, 31(6):926–932.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., and Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1–9.
- Tan, X., Li, D., Huang, P., Jian, X., Wan, H., Wang, G., Li, Y., Ouyang, J., Lin, Y., and Xie, L. (2020). dbpepneo: a manually curated database for human tumor neoantigen peptides. *Database*, 2020.
- Tan, X., Xu, L., Jian, X., Ouyang, J., Hu, B., Yang, X., Wang, T., and Xie, L. (2023). Pgnneo: A proteogenomics-based neoantigen prediction pipeline in noncoding regions. *Cells*, 12(5):782.
- Tang, Y., Wang, Y., Wang, J., Li, M., Peng, L., Wei, G., Zhang, Y., Li, J., and Gao, Z. (2020). Truneo: an integrated pipeline improves personalized true tumor neoantigen identification. *BMC Bioinformatics*, 21.
- UK, C. R. (2023a). Worldwide cancer incidence statistics.
- UK, C. R. (2023b). Worldwide cancer statistics.
- Vang, Y. S. and Xie, X. (2017). Hla class i binding prediction via convolutional neural networks. *Bioinformatics*, 33(17):2658–2665.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- Venkatesh, G., Grover, A., Srinivasaraghavan, G., and Rao, S. (2020). Mhcattnnnet: predicting mhc-peptide bindings for mhc alleles classes i and ii using an attention-based deep neural model. *Bioinformatics*, 36(Supplement_1):i399–i406.
- Vita, R., Mahajan, S., Overton, J. A., Dhanda, S. K., Martini, S., Cantrell, J. R., Wheeler, D. K., Sette, A., and Peters, B. (2018). The immune epitope database (iedb): 2018 update. *Nucleic acids research*, 47(D1):D339–D343.

- Wang, F., Wang, H., Wang, L., Lu, H., Qiu, S., Zang, T., Zhang, X., and Hu, Y. (2022a). Mhcroberta: pan-specific peptide–mhc class i binding prediction through transfer learning with label-agnostic protein sequences. *Briefings in Bioinformatics*, 23(3):bbab595.
- Wang, L., Tang, J., Chen, X., Zhao, J., Tang, W., Liao, B., and Nian, W. (2022b). Therapy of genomic unstable solid tumours (who grade 3/4) in clinical stage iii/iv using individualised neoantigen tumour peptides-inp trial (individualised neoantigen tumour peptides immunotherapy): study protocol for an open-label, non-randomised, prospective, single-arm trial. *BMJ open*, 12(6):e055742.
- Wang, T.-Y., Wang, L., Alam, S. K., Hoeppner, L. H., and Yang, R. (2019). Scanneo: identifying indel-derived neoantigens using rna-seq data. *Bioinformatics*, 35(20):4159–4161.
- Wert-Carvajal, C., Sánchez-García, R., Macías, J. R., Sanz-Pamplona, R., Pérez, A. M., Alemany, R., Veiga, E., Sorzano, C. Ó. S., and Muñoz-Barrutia, A. (2021). Predicting mhc i restricted t cell epitopes in mice with nap-cnb, a novel online tool. *Scientific reports*, 11(1):1–10.
- Wieczorek, M., Abualrous, E. T., Sticht, J., Álvaro-Benito, M., Stolzenberg, S., Noé, F., and Freund, C. (2017). Major histocompatibility complex (mhc) class i and mhc class ii proteins: conformational plasticity in antigen presentation. *Frontiers in immunology*, 8:292.
- Wood, M. A., Nguyen, A., Struck, A. J., Ellrott, K., Nellore, A., and Thompson, R. F. (2020). Neoepiscope improves neoepitope prediction with multivariate phasing. *Bioinformatics*, 36(3):713–720.
- Wu, J., Wang, W., Zhang, J., Zhou, B., Zhao, W., Su, Z., Gu, X., Wu, J., Zhou, Z., and Chen, S. (2019). Deepflapan: a deep learning approach for neoantigen prediction considering both hla-peptide binding and immunogenicity. *Frontiers in Immunology*, page 2559.
- Wu, J., Zhao, W., Zhou, B., Su, Z., Gu, X., Zhou, Z., and Chen, S. (2018). Tsnaadb: a database for tumor-specific neoantigens from immunogenomics data analysis. *Genomics, proteomics & bioinformatics*, 16(4):276–282.
- Xiong, J. (2006). *Essential bioinformatics*. Cambridge University Press.
- Xu, C. (2018). A review of somatic single nucleotide variant calling algorithms for next-generation sequencing data. *Computational and structural biotechnology journal*, 16:15–24.

- Xu, Y., Qian, X., Tong, Y., Li, F., Wang, K., Zhang, X., Liu, T., and Wang, J. (2022). Attntap: A dual-input framework incorporating the attention mechanism for accurately predicting tcr-peptide binding. *Frontiers in Genetics*, 13:942491.
- Xu, Z., Luo, M., Lin, W., Xue, G., Wang, P., Jin, X., Xu, C., Zhou, W., Cai, Y., Yang, W., et al. (2021). Dlptcr: an ensemble deep learning framework for predicting immunogenic peptide recognized by t cell receptor. *Briefings in Bioinformatics*, 22(6):bbab335.
- Yadav, M., Jhunjhunwala, S., Phung, Q. T., Lupardus, P., Tanguay, J., Bumbaca, S., Franci, C., Cheung, T. K., Fritzsche, J., Weinschenk, T., et al. (2014). Predicting immunogenic tumour mutations by combining mass spectrometry and exome sequencing. *Nature*, 515(7528):572–576.
- Yang, M., Huang, Z.-A., Zhou, W., Ji, J., Zhang, J., He, S., and Zhu, Z. (2023). Mixtpi: a flexible prediction framework for tcr–pmhc interactions based on multimodal representations. *Bioinformatics*, 39(8):btad475.
- Yang, X., Zhao, L., Wei, F., and Li, J. (2021). Deepnetbim: deep learning model for predicting hla-epitope interactions based on network analysis by harnessing binding and immunogenicity information. *BMC bioinformatics*, 22(1):1–16.
- Ye, Y., Wang, J., Xu, Y., Wang, Y., Pan, Y., Song, Q., Liu, X., and Wan, J. (2021). Mathla: a robust framework for hla-peptide binding prediction integrating bidirectional lstm and multiple head attention mechanism. *BMC bioinformatics*, 22(1):1–12.
- Ye, Z., Li, S., Mi, X., Shao, B., Dai, Z., Ding, B., Feng, S., Sun, B., Shen, Y., and Xiao, Z. (2023). Stmhcpn, an accurate star-transformer-based extensible framework for predicting mhc i allele binding peptides. *Briefings in Bioinformatics*, 24(3):bbad164.
- Yu, Y.-J., Shan, N., Li, L.-Y., Zhu, Y.-S., Lin, L.-M., Mao, C.-C., Hu, T.-T., Xue, X.-Y., Su, X.-P., Shen, X., et al. (2023). Preliminary clinical study of personalized neoantigen vaccine therapy for microsatellite stability (mss)-advanced colorectal cancer. *Cancer Immunology, Immunotherapy*, pages 1–12.
- Zeng, H. and Gifford, D. K. (2019a). Deepligand: accurate prediction of mhc class i ligands using peptide embedding. *Bioinformatics*, 35(14):i278–i283.
- Zeng, H. and Gifford, D. K. (2019b). Quantification of uncertainty in peptide-mhc binding prediction improves high-affinity peptide selection for therapeutic design. *Cell systems*, 9(2):159–166.
- Zhang, A., Lipton, Z. C., Li, M., and Smola, A. J. (2021). Dive into deep learning. *arXiv preprint arXiv:2106.11342*.

- Zhang, L., Li, H., Zhang, Z., Wang, J., Chen, G., Chen, D., Shi, W., Jia, G., and Liu, M. (2023a). Hybrid gmlp model for interaction prediction of mhc-peptide and tcr. *Frontiers in Genetics*, 13:1092822.
- Zhang, L., Liu, G., Hou, G., Xiang, H., Zhang, X., Huang, Y., Zhang, X., Li, B., and Lee, L. J. (2022a). Introspect: Motif-guided immunopeptidome database building tool to improve the sensitivity of hla i binding peptide identification by mass spectrometry. *Biomolecules*, 12(4):579.
- Zhang, X., Qi, Y., Zhang, Q., and Liu, W. (2019). Application of mass spectrometry-based mhc immunopeptidome profiling in neoantigen identification for tumor immunotherapy. *Biomedicine & Pharmacotherapy*, 120:109542.
- Zhang, Y., Han, Y., Cao, S., Dai, G., Miao, Y., Cao, T., Yang, F., and Xu, N. (2023b). Adam accumulation to reduce memory footprints of both activations and gradients for large-scale dnn training. *arXiv preprint arXiv:2305.19982*.
- Zhang, Y., Zhu, G., Li, K., Li, F., Huang, L., Duan, M., and Zhou, F. (2022b). Hlab: learning the bilstm features from the protbert-encoded proteins for the class i hla-peptide binding prediction. *Briefings in Bioinformatics*.
- Zhao, T., Cheng, L., Zang, T., and Hu, Y. (2019). Peptide-major histocompatibility complex class i binding prediction based on deep learning with novel feature. *Frontiers in Genetics*, 10:1191.
- Zhou, L. Y., Zou, F., and Sun, W. (2021). Prioritizing candidate peptides for cancer vaccines by peppermint: a statistical model to predict peptide presentation by hla-i proteins. *bioRxiv*.
- Zhou, L. Y., Zou, F., and Sun, W. (2022). Prioritizing candidate peptides for cancer vaccines through predicting peptide presentation by hla-i proteins. *Biometrics*.
- Zhou, L. Y., Zou, F., and Sun, W. (2023). Prioritizing candidate peptides for cancer vaccines through predicting peptide presentation by hla-i proteins. *Biometrics*, 79(3):2664–2676.
- Zhou, W.-J., Qu, Z., Song, C.-Y., Sun, Y., Lai, A.-L., Luo, M.-Y., Ying, Y.-Z., Meng, H., Liang, Z., He, Y.-J., et al. (2019). Neopeptide: an immunoinformatic database of t-cell-defined neoantigens. *Database*, 2019.