

NeoArgos-tools: Un Pipeline de Detección *In-silico* de Neoantígenos de Cáncer para el Desarrollo de Vacunas Personalizadas

Vicente Machaca e Ývan Túpac

11 de octubre de 2023

Propuesta de la Investigación

1. Título

NeoArgos-tools: Un Pipeline de Detección *In-silico* de Neoantígenos de Cáncer para el Desarrollo de Vacunas Personalizadas.

2. Líneas de investigación

Inteligencia Artificial y Áreas transversales.

3. Áreas de conocimiento OCDE

Área	Ciencias naturales
Sub áreas	Informática y Ciencias de la Información
Disciplina	Bioinformática
URI	https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.02.03

4. Breve estado de la cuestión

El cáncer representa el mayor problema de salud mundial (Siegel et al., 2023). Además, según el instituto de investigación del cáncer del reino Unido, se ha registrado mas de 18 millones de nuevos casos y 10 millones de muertes en el 2020 (UK, 2023b). Mas alarmante aún, se predice que habrá 28 millones de nuevos casos por año alrededor del 2040, si la incidencia se mantiene estable y el crecimiento de la población y el envejecimiento continúan de acuerdo con las tendencias recientes (UK, 2023a). Esto representa un aumento del 54.9 % con respecto a 2020 y se espera que sea mayor en hombres (aumento del 60.6 %) que en mujeres (aumento del 48.8 %). A todo esto, se sabe que los métodos tradicionales basados en cirugías, radioterapias y quimioterapias tienen baja efectividad y adversos efectos secundarios (Peng et al., 2019). En este contexto, surge el desarrollo de la inmunoterapia de cáncer, que tiene como objetivo estimular el sistema inmunológico de un paciente (Borden et al., 2022). Existen varios tratamientos como: vacunas personalizadas; terapias de células T adoptivas; e inhibidores de puntos de control inmunológico. De estos, las vacunas basadas en **neoantígenos** han demostrado un gran potencial, al potenciar las respuestas de las células T y es considerada la de mayor probabilidad de éxito (Borden et al., 2022). También, los neoantígenos son utilizados en la terapia de bloqueo de puntos de control inmunológico. En este sentido, los neoantígenos son considerados biomarcadores predictivos y objetivos de tratamiento

sinérgico en la inmunoterapia del cáncer (Fang et al., 2022).

El desarrollo de vacunas personalizadas contra el cáncer es un proceso largo y depende de la correcta detección de neoantígenos (ver Figura 1). Estos neoantígenos son péptidos que solo están presentes en las células cancerosas. De esta forma, el objetivo de un tratamiento basado en vacunas personalizadas, es entrenar a los linfocitos del paciente (células T) para reconocer los neoantígenos y activar el sistema inmunológico (Mattos et al., 2020; Peng et al., 2019). El proceso se resume en la Figura 1b y consiste en:

1. Obtener muestras de tejido canceroso y saludable, Luego se secuencian ambos tejidos para obtener el ADN y/o ARN. Algunas propuestas incluyen información inmunopeptidoma de *Mass Spectrometry* (MS).
2. Etapa *in-silico*, aquí se comparan las secuencias, se analizan las mutaciones y se detectan posibles neoantígenos. Esta etapa cuenta con varias herramientas con buen desempeño.
3. En esta etapa *in-silico* se priorizan neoantígenos. Esta etapa es crucial y ha tenido bastante investigación los últimos años debido a su complejidad y la baja efectividad de propuestas actuales. Aquí, se toman los neoantígenos candidatos de la etapa anterior y se predice su afinidad con el *Major Histocompatibility Complex* (MHC). Luego, se evalúa la afinidad para enlazarse al T-cell Receptor (TCR). Al finalizar esta etapa, se obtienen los neoantígenos.
4. En esta etapa *in-vitro*, se induce en laboratorio a las células T del paciente a reconocer los neoantígenos. Aquí, se desarrollan las vacunas. Generalmente, esta etapa es desarrollada por biotecnólogos y biólogos.
5. Finalmente, el médico oncólogo realiza la evaluación clínica de la vacuna.

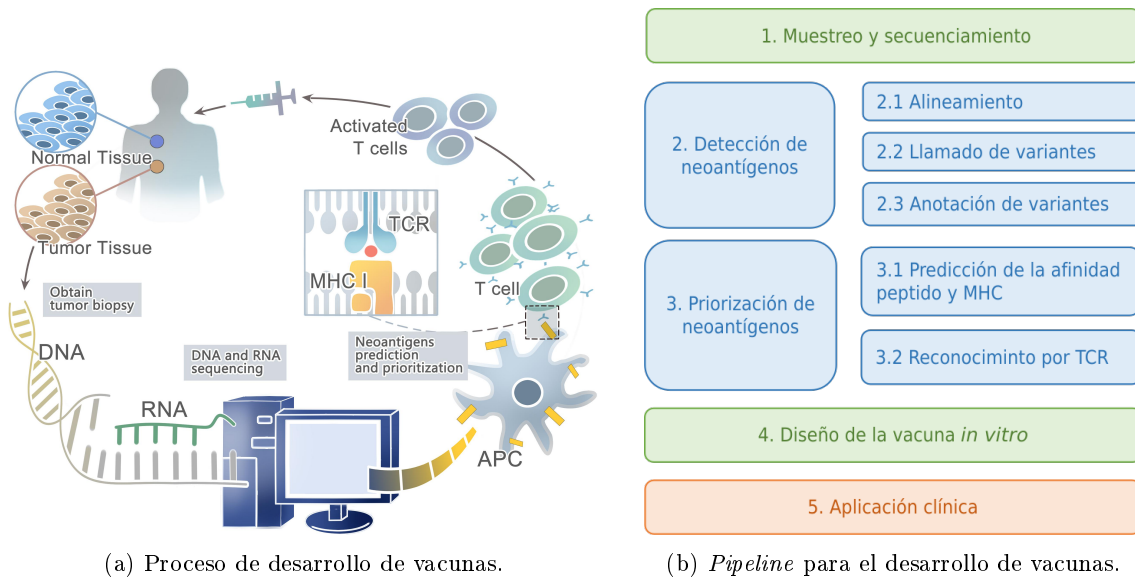


Figura 1: Marco de desarrollo para la elaboración de vacunas personalizadas contra el cáncer basadas en neoantígenos. (a) muestra un panorama general de cada etapa. (b) detalla cada fase enfatizando el desarrollo *in-silico*. Modificado de Han et al. (2020).

La detección *in-silico* de neoantígenos se basa en la segunda y tercera etapa de la Figura 1b. En este contexto, debido a la complejidad del proceso y la cantidad de métodos existentes, se han desarrollado software y *pipelines* para facilitar el uso de estas herramientas. En la Tabla 1, presentamos los *pipelines* publicados a partir del 2018. Estos *pipelines* utilizan diferentes tipos de información como entrada, así PGV Pipeline (Rubinsteyn et al., 2018) y PEPPRINT (Zhou et al., 2023) utilizan DNA-seq; sin embargo, 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 Neopepsee (Kim et al., 2018) utilizan RNA-seq porque estas secuencias encapsulan mejor la información de mutaciones y *non-coding regions* de ADN (Tan et al., 2023).

Con el objetivo de reducir la complejidad de los *pipelines*, otras propuestas han optado por utilizar Variant Calling Files (VCF), como entrada. Estos archivos, contienen información de las mutaciones y son obtenidas a partir de métodos de alineamiento y llamado de mutaciones (etapas 2.1 y 2.2 de la Figura 1b). De esta forma, herramientas como Valid-Neo (Terai et al., 2022), HLA3D (Li et al., 2022), Neoepiscopes (Wood et al., 2020), pVACtools (Hundal et al., 2020) y NeoPredPipe (Schenck et al., 2019), reducen la cantidad de herramientas utilizadas en la detección de neoantígenos; sin embargo, los resultados obtenidos, pueden ser inferiores comparado con herramientas que usan DNA-seq y RNA-seq.

Adicionalmente, para una correcta detección de neoantígenos, es necesario contar con la secuenciación de proteínas Major Histocompatibility Complex (MHC) o Human Leukocyte Antigens (HLA). Es necesario contar con estas proteínas porque, son utilizadas para predecir la unión entre posibles neoantígenos al MHC (pMHC: etapa 3.1 de la Figura 1b). Estas proteínas son codificadas por genes altamente polimórficos, esto proporciona una variación sustancial en la unión de péptidos (neoantígenos), influyendo de esta manera en el conjunto de péptidos presentados a las células T. (Abualrous et al., 2021). En este contexto, los *pipelines* Valid-NEO (Terai et al., 2022) y NeoPredPipe (Schenck et al., 2019) y Neopepsee (Kim et al., 2018) solicitan como entrada estas proteínas; mientras que las otras predicen esta información a partir de DNA-seq.

Tabla 1: Lista de *pipelines* desarrollados desde el 2018 hasta la actualidad para la detección de neoantígenos.

Nombre	Año	Ref.	Entrada	Salida
PEPPRMINT	2023	Zhou et al. (2023)	DNA-seq	Neoantígenos
PGNneo	2023	Tan et al. (2023)	VCF, RNA-seq y MS data	Neoantígenos
Valid-NEO	2022	Terai et al. (2022)	VCF y HLA	Neoantígenos
HLA3D	2022	Li et al. (2022)	VCF, HLA, SMG y HBV	Neoantígenos
NAP-CNB	2021	Wert-Carvajal et al. (2021)	RNA-seq	Neoantígenos
NeoANT-HILL	2020	Coelho et al. (2020)	RNA-seq y VCF	Neoantígenos y gene expression
Neoepiscopes	2020	Wood et al. (2020)	VCF y BAM	Neoantígenos y mutaciones
ProGeo-neo	2020	Li et al. (2020)	RNA-seq y VCF	Neoantígenos
pVACtools	2020	Hundal et al. (2020)	VCF	Neoantígenos
NeoPredPipe	2019	Schenck et al. (2019)	VCF y HLA	Neoantígenos y variant annotation
ScanNeo	2019	Wang et al. (2019)	RNA-seq	Neoantígenos
Neopepsee	2018	Kim et al. (2018)	RNA-seq, VCF, HLA	Neoantígenos y gene expression
PGV Pipeline	2018	Rubinsteyn et al. (2018)	DNA-seq	Neoantígenos

5. Planteamiento del problema

A pesar de varios esfuerzos en el desarrollo de *pipelines* y algoritmos, menos del 5 % de neoantígenos detectados llegan a la membrana y 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 *pipelines* las razones pueden ser: (1) la no inclusión de varias fuentes de información como DNA-seq, RNS-seq, y datos de *Mass Spectrometry* (MS) (Kim et al., 2018); (2) no considerar la etapa 3.2 de la Figura 1b referente a un análisis para la predicción del pMHC al TCR (Rubinsteyn et al., 2018); (3) y quizás la mas importante es no utilizar información de eventos de *alternative splicing*, variaciones estructurales y la fusión de genes, esta información esta fuertemente relacionada con varios tipos de cancer (Wood et al., 2020).

6. Objetivos de la investigación

6.1. Objetivo general

Desarrollar una aplicación Web para la detección de neoantígenos en el marco del desarrollo de vacunas personalizadas para tratar el Cáncer.

6.2. Objetivos específicos

1. Implementar un método basado en *transformers* y *transfer learning* para predecir la unión pMHC.
2. Comparar los resultados del método propuesto con NetMHCpan4.1.
3. Implementar la aplicación Web para la detección de neoantígenos.

7. Importancia de la investigación

El cáncer es el mayor problema de salud mundial; sin embargo, los métodos tradicionales basados en cirugías, radioterapias y quimioterapias tienen baja efectividad (Peng et al., 2019). En este contexto, los neoantígenos son factores clave en el desarrollo de vacunas contra el Cáncer (Borden et al., 2022; Chen et al., 2021; Gopanenko et al., 2020). Si se logra desarrollar un método con un buen desempeño, la inmunoterapia del cáncer basada en el desarrollo de vacunas personalizadas, podría utilizarse como alternativa a otros métodos como radioterapias y quimioterapias.

En el área de la inteligencia artificial y específicamente en el tópico de *deep learning*, el desarrollo de un método basado en *transformers* y *transfer learning*, representa una contribución importante y demuestra que este tipo de modelos no solo pueden utilizarse en campos del procesamiento natural del lenguaje (como lo hace chatGPT) sino también en otros ámbitos como la Immunoinformática.

Finalmente, tener una aplicación Web desarrollada por la universidad La Salle, realza el nombre de la universidad y la iguala a otras universidades que también desarrollan aplicaciones basadas en inteligencia artificial para solucionar problemas interdisciplinarios.

8. Posibles soluciones y consecuencias de la investigación

Entre las consecuencias de la investigación tenemos: (1) una publicación con el método propuesto para la predicción de la unión pMHC y (2) una aplicación Web para la predicción de la unión pMHC. Luego, esta investigación abre las puertas para futuros proyectos que involucren el desarrollo de un *pipeline* para la detección de neoantígenos, pero esta vez tomando como entrada una secuencia de ADN. Otro futuro proyecto de mayor envergadura involucra un trabajo interdisciplinario con biotecnólogos, biólogos y oncólogos; con el objetivo de desarrollar vacunas personalizadas para tratar el Cáncer.

9. Diseño y secuencia lógica de la investigación

Hemos dividido la propuesta en dos partes: la primera se basa en el desarrollo de un modelo de *deep learning* basado en *transformers* y *transfer learning* para la predicción de la unión pMHC. Actualmente, ya tenemos resultados preliminares con un desempeño comparable a NetMHCpan4.1 (*state-of-art method*) (Arceda, 2023) y adicionalmente, hemos desarrollado un *review* sobre los principales métodos del estado del arte (Machaca et al., 2023). En la segunda parte del proyecto, se propone desarrollar la aplicación Web para la detección de neoantígenos, enfocados en la predicción de la unión pMHC.

9.1. Desarrollo del modelo de inteligencia artificial

En este proyecto, se propone utilizar una arquitectura BERT con *transfer learning*. Analizamos alternativas como TAPE (Rao et al., 2019), ProtBERT-BFD (Elnaggar et al., 2021), ESM-1b (Rives et al., 2021) y ESM2 (Lin et al., 2023) cada una con 92 millones, 420 millones, 650 millones y 15 billones de parámetros respectivamente. TAPE fue entrenado con 30 millones de proteínas, ProtBERT-BFD con 2122 millones de proteínas y 250 millones de proteínas para ESM-1b. Además, ESM-1b obtuvo mejores resultados en precisión de contacto que TAPE y ProtBERT-BFD (Rives et al., 2021); sin embargo, ya contamos la versión nueva ESM2 (Lin et al., 2023).

Además, HLAB (Zhang et al., 2022) propuso el uso de ProtBERT-BFD (Elnaggar et al., 2021) con un modelo BiLSTM en cascada y superó a NetMHCpan4.1 (método de vanguardia) en el *allele* HLA-A*01:01. Por lo tanto, en este proyecto, proponemos utilizar el modelo preentrenado ESM2 (Lin et al., 2023) con un capa BiLSTM similar a HLAB (Zhang et al., 2022). Para el *fine-tuning*, utilizaremos conjuntos de datos de NetMHCpan4.1 y NetMHCIIpan4.0.

En resumen, en la Figura. 2, presentamos la propuesta: primero, se concatenan y se aplica *padding* al péptido y la pseudo secuencia MHC; en segundo lugar, utilizamos el modelo *transformer* ESM2 para obtener una nueva representación de los aminoácidos; finalmente, utilizamos un BiLSTM para predecir el enlace pMHC.

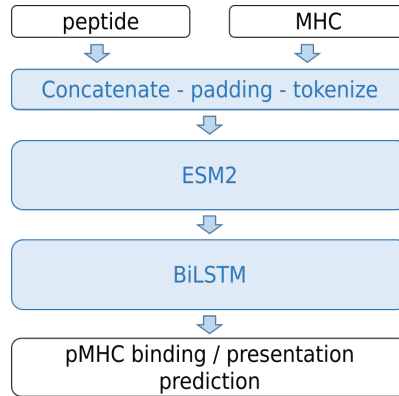


Figura 2: Propuesta: Utilizamos el modelo de transformer ESM2 seguido de BiLSTM para predecir el enlace pMHC.

9.2. Desarrollo de la aplicación Web

La aplicación Web se desarrollará para que un usuario pueda realizar predicciones de la unión pMHC. La página Web tomará como entrada un conjunto de péptidos y un tipo de MHC. Luego, retornará y mostrará que péptidos pueden unirse a dicho MHC y por lo tanto se les considera posibles neoantígenos.

Referente a las tecnologías a utilizar: para el *BackEnd*, se utilizará el *framework* Express.js de Javascript y el gestor de base de datos Mongo. Para el *FrontEnd*, se propone utilizar Next.js. Se han seleccionado estas tecnologías debido a su versatilidad y la enorme documentación que presentan. La Figura 3 anterior, muestra el nodo del FrontEnd donde se tiene la interfaz de un navegador

web responsivo, consumiendo el servicio disponible desde el BackEnd. En la implementación la aplicación web en NodeJS Express y la base de datos Mongo se encuentran en el mismo servidor.

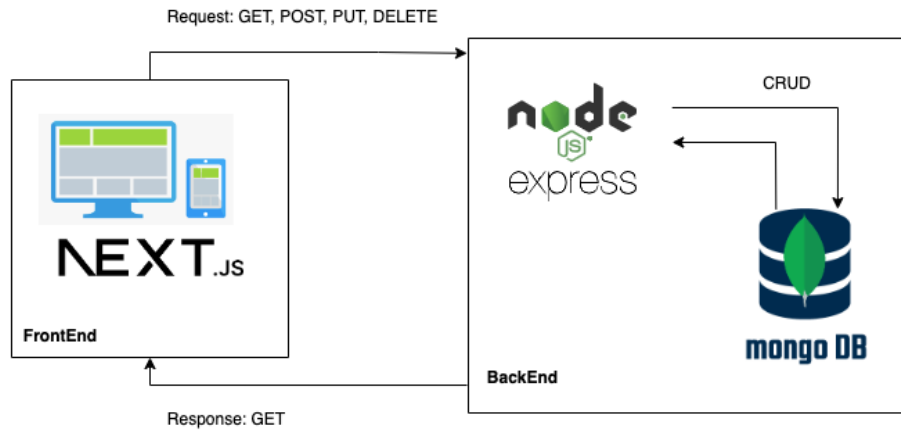


Figura 3: Arquitectura de la aplicación Web.

Referencias

- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- Chen, I., Chen, M., Goedegebuure, P., and Gillanders, W. (2021). Challenges targeting cancer neoantigens in 2021: a systematic literature review. *Expert Review of Vaccines*, 20(7):827–837.
- 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.
- 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.
- Fang, X., Guo, Z., Liang, J., Wen, J., Liu, Y., Guan, X., and Li, H. (2022). Neoantigens and their potential applications in tumor immunotherapy. *Oncology Letters*, 23(3):1–9.
- Gopanenko, A. V., Kosobokova, E. N., and Kosorukov, V. S. (2020). Main strategies for the identification of neoantigens. *Cancers*, 12(10):2879.
- 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.

- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- Mill, N. A., Bogaert, C., van Crielinge, W., and Fant, B. (2022). neoms: Attention-based prediction of mhc-i epitope presentation. *bioRxiv*.
- 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.
- 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.
- 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).
- 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.
- 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.
- Siegel, R. L., Miller, K. D., Wagle, N. S., and Jemal, A. (2023). Cancer statistics, 2023. *Ca Cancer J Clin*, 73(1):17–48.
- 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.
- Terai, Y. L., Huang, C., Wang, B., Kang, X., Han, J., Douglass, J., Hsiue, E. H.-C., Zhang, M., Purohit, R., deSilva, T., et al. (2022). Valid-neo: A multi-omics platform for neoantigen detection and quantification from limited clinical samples. *Cancers*, 14(5):1243.

- UK, C. R. (2023a). Worldwide cancer incidence statistics.
- UK, C. R. (2023b). Worldwide cancer statistics.
- Wang, T.-Y., Wang, L., Alam, S. K., Hoepfner, 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.
- Wood, M. A., Nguyen, A., Struck, A. J., Ellrott, K., Nellore, A., and Thompson, R. F. (2020). Neoeclipse improves neoepitope prediction with multivariant phasing. *Bioinformatics*, 36(3):713–720.
- Yadav, M., Jhunjhunwala, S., Phung, Q. T., Lupardus, P., Tanguay, J., Bumbaca, S., Franci, C., Cheung, T. K., Fritsche, J., Weinschenk, T., et al. (2014). Predicting immunogenic tumour mutations by combining mass spectrometry and exome sequencing. *Nature*, 515(7528):572–576.
- Zhang, Y., Zhu, G., Li, K., Li, F., Huang, L., Duan, M., and Zhou, F. (2022). Hlab: learning the bilstm features from the protbert-encoded proteins for the class i hla-peptide binding prediction. *Briefings in Bioinformatics*.
- 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.

Gestión del Proyecto

1. Integrantes del equipo

En la Tabla 2, presentamos al equipo de investigación.

Tabla 2: Integrantes del equipo de investigación

Nombre y apellidos	Cargo	Escuela profesional	Rol del proyecto	Descripción breve del rol
Vicente Machaca Arceda	Investigador principal	Ingeniería de Software	Investigador principal	Investigación y desarrollo
Richart Quispe	Co-investigador	Ingeniería de Software	Co-investigador	Investigación y desarrollo
Estudiante 01	Asistente	Ingeniería de Software	Asistente	Desarrollo
Estudiante 02	Asistente	Ingeniería de Software	Asistente	Desarrollo

2. Presupuesto y cronograma

En la Tabla 3, presentamos el presupuesto para el trabajo de investigación. Este asciende a la suma de 4000 mil soles.

Tabla 3: Presupuesto. Abreviaciones, PC: *Personal Computer*

Incentivo	Miembro del equipo	Unidades	Precio	Total
Incentivos	Incentivo al investigador principal	1	700	700
	Incentivo al co-investigador	1	700	700
Hito	Insumo o material	Unidades	Precio	Total
Hito I	Workshops y cursos	2	500	1000
	Servicios de <i>cloud computing</i> para entrenar los modelos	1	1000	1000
Hito II	Hosting y dominio	1	600	600
	Total			4000

En la Tabla 4, presentamos el cronograma de actividades por mes. IA: Inteligencia Artificial.

Tabla 4: Cronograma de actividades por mes.

Actividades	Entregable	I	II	III	IV	V	VI	VII
HITO I	Código fuente del modelo							
Revisión de la literatura		x	x	x	x			
Implementación del modelo de IA		x	x	x	x			
Evaluación y comparación del modelo				x	x	x		
HITO II	Página Web							
Implementación de la página Web					x	x	x	
Redacción del artículo de investigación						x	x	x
Difusión de resultados								x

3. Propuesta de la conferencia o revista

El artículo de investigación será presentado a la conferencia: “18th International Conference on Practical Applications of Computational Biology & Bioinformatics” ([enlace](#)). Esta conferencia indexa los artículos en Scopus a también en la revista Lecture Notes in Networks and Systems que es H-index 27 según Scimago ([enlace](#)). A su vez, esta conferencia invita a los mejores artículos a una publicación extendida en revistas *Quartil Q1*.

4. Enlaces web de los CV de los miembros del grupo

En la Table 5, presentamos los enlaces a los CV's del CTI vitae y el código RENACYT.

Tabla 5: CV de los investigadores.

Nombre y apellidos	Link CTI vitae	Código RENACYT
Vicente Machaca Arceda	enlace	P0022551
Richart Escobedo Quispe	enlace	-