

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación, Correo electrónico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Unidad 2 Reflexiones

**U2-reflexión-pregunta de investigación**

1. Formula una posible pregunta de investigación para una RSL sobre tu investigación

“¿Qué modelos de aprendizaje profundo aplicados a señales cardiorrespiratorias permiten predecir con precisión la desentubación de pacientes del ventilador mecánico?”

**U2-reflexión-expresión de búsqueda**

1. Identifica al menos 2 palabras claves derivadas de tu pregunta de investigación

Aprendizaje profundo, predecir, precisión, desentubación, pacientes, ventilación mecánica.

2. Diseña una expresión de búsqueda haciendo uso de las palabras claves identificadas

Uso de aprendizaje profundo para determinar el momento óptimo de desentubación en pacientes con ventilación mecánica

**Unidad 2 Informe RSL**

Comparto aquí el enlace a mi Informe de la RSL, el cual contiene el proceso de Planificación y Ejecución de la Revisión Sistemática de literatura:

**Informe final**

1. **Introducción**: contexto clínico y tecnológico.

La ventilación mecánica sigue siendo una de las intervenciones más comunes y críticas en unidades de cuidados intensivos (UCI), especialmente tras el aumento de su uso durante la pandemia de (COVID-19). A pesar de décadas de práctica clínica, determinar de manera precisa y personalizada el momento óptimo para iniciar el desentube, ajustar modos de ventilación o realizar extubación continúa siendo un desafío, dada la gran variabilidad interindividual entre pacientes.

En los últimos años, el auge del aprendizaje automático (ML) y el aprendizaje profundo (DL) ha abierto nuevas oportunidades para abordar este reto clínico. Una revisión sistemática reciente de modelos que aplican inteligencia artificial a la ventilación mecánica reportó más de 95 estudios hasta 2021, destacando un aumento significativo desde 2016. Sin embargo, la mayoría de esos estudios se centraron en análisis retrospectivos y de un solo centro, con escasa validación externa, alto riesgo de sesgo y baja disponibilidad de datos y código fuente, lo cual limita su adopción en la práctica.

Paralelamente, se han publicado revisiones sistemáticas enfocadas en condiciones respiratorias específicas —como el síndrome de distrés respiratorio agudo (ARDS) o neumonía asociada a ventilador (VAP)— que reportan rendimientos prometedores con modelos de ML estáticos (AUC ≈0.88–0.94), pero subrayan la necesidad de modelos dinámicos capaces de procesar series temporales y brindar explicabilidad clínica en tiempo real.

Estos hallazgos revelan importantes avances, pero también evidencian brechas clave: el uso limitado de técnicas profundas como LSTM o GRU para manejar señales cardiorrespiratorias en tiempo real, la escasez de modelos híbridos que integren DL con aprendizaje por refuerzo (RL), y la falta de sistemas explicables y validados prospectivamente para la toma dinámica de decisiones.

Esa brecha sustenta la relevancia del proyecto de investigación “Estudio de las series cardiorrespiratorias para cálculo del momento óptimo del paciente al ventilador mecánico mediante técnicas de aprendizaje profundo”, que busca consolidar evidencia sobre el uso de DL y RL aplicados a series cardiorrespiratorias, y posicionar un modelo innovador que calcule el momento óptimo de ventilación de manera temporal, explicable y clínicamente aplicable.

1. **Metodología**: La revisión se llevó a cabo conforme a las directrices del **PRISMA 2020** para garantizar transparencia y reproducibilidad en todo el proceso. Las etapas clave incluyeron:

* **Pregunta de investigación** (estructura PICO):

*“¿Qué modelos de aprendizaje profundo aplicados a señales cardiorrespiratorias permiten predecir con precisión la desentubación del ventilador mecánico?”*

* **Criterios de inclusión y exclusión**:
  + **Incluidos:** estudios clínicos, retrospectivos o prospectivos, en inglés o español, entre 2015–2025, que apliquen DL (LSTM, GRU, CNN) o RL (DQN, CQL, IQL, EDAC) a señales fisiológicas en ventilación mecánica, con métricas cuantificables (AUC, precisión, MAE, reducción de asincronías…).
  + Excluidos: revisiones, predictores sin base profunda o reforzada, datos no humanos o sin resultados cuantificables.
* **Fuentes y estrategia de búsqueda**:  
  Se consultaron bases como PubMed/MEDLINE, Embase, Scopus, IEEE Xplore, arXiv y MDPI, con una estrategia booleana basada en:

("mechanical ventilation" OR ventilator) AND (deep learning OR LSTM OR GRU OR CNN OR reinforcement learning)

AND ("time series" OR cardiorespiratory OR extubation OR weaning OR synchrony)

* **Selección de estudios**:  
  Se realizaron la selección en dos fases: títulos/resúmenes y lectura completa. Los desacuerdos se resolvieron mediante consenso o con ayuda de un tercer revisor, conforme a PRISMA; se documentaron motivos de exclusión en cada fase.
* **Extracción de datos**:  
  Mediante formulario estandarizado, se recopiló información sobre año, país, diseño, población, tipo de red, señales usadas, dataset, tamaño muestra, métricas y resultados clave. Para evaluar la calidad metodológica se utilizó la herramienta **PROBAST**, tal como recomienda la literatura en ML predictivo.
* **Síntesis de resultados**:  
  Se realizó síntesis narrativa y, de ser apropiado, análisis cuantitativo (meta‑análisis). La heterogeneidad metodológica (diseños, métricas) condicionó el alcance de este último.

1. **Resultados**: tabla comparativa.

| **Estudio (año)** | **Técnica DL/RL** | **Señales / Datos** | **N pacientes o dataset** | **Métricas clave** | **Resultados destacados** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Huang et al. 2023** (Frontiers) | Random Forest (ML) | 6 variables ventilador cada 180s | 233 pacientes | AUC 0.976, Acc 94 % | Modelo en tiempo real cada 3 min |
| **Jia et al. 2021** (PubMed) | CNN | 3 waveforms + 25 datos num. (SBT) | 138 pacientes | AUC 0.912 | Interpretabilidad con Grad‑CAM |
| **Autor 2021** (Elsevier, MIMIC-III) | CNN + DeepLIFT | Señales ventilador (historias) | No reportado | AUC 0.94, Acc 86 % | Explicabilidad con counterfactuals |
| **Flemming et al. 2022** (DeepVent, arXiv) | CQL (Offline RL) | MIMIC‑III | - | supera a médicos en MIMIC | Recomienda parámetros seguros |
| **Yoosoofsah 2024** (arXiv) | LSTM/TCN + interpretabilidad | 6 h previas a extubación | 4 701 pacientes | AUC ~0.60, F1 <0.50 | Destaca sesgo de datos sintéticos |
| **Yousuf et al. 2025** (IntelliLung, arXiv) | IQL/EDAC (Offline RL híbrido) | Series cardiorresp + acción continua | - | - | Primer RL híbrido clínico real |
| **BCQ RL study 2023** (PMC sobre MIMIC-IV, eICU) | BCQ (Offline RL) | Parámetros ventilación/FiO₂ | Grandes bases | Retorna mejor policy clínico | Políticas sugeridas mejoraron retorno |
| **Eghbali et al. 2024** (ConformalDQN) | Conformal DQN + UQ | MIMIC-IV | - | Mejora supervivencia a 90 días | Uncertainty quantification clínico |

* Predicción de extubación/weaning: los modelos CNN y RF logran AUC superiores a 0.94 y precisión del 86–97 % en predicción en tiempo real.
* Aprendizaje por refuerzo para ajuste dinámico: métodos offline RL como CQL y BCQ frecuentemente superan a las decisiones médicas basadas en MIMIC y eICU.
* Modelos híbridos y explicables: IntelliLung (2025) introduce RL híbrido con acciones continuas y recompensas clínicas, mientras que ConformalDQN incorpora cuantificación de incertidumbre, mejorando la seguridad en entornos críticos.

1. **Discusión**: lagunas detectadas (e.g. falta de modelos aplicables en tiempo real a datos de ventilador), justificación del proyecto.

Nuestros hallazgos indican que la aplicación de inteligencia artificial (IA) y aprendizaje profundo (DL), combinado con técnicas de **aprendizaje por refuerzo (RL)**, ha avanzado notablemente en el ámbito de la ventilación mecánica:

* **Detección y predicción de asincronías**:
  + Las redes como CNN y LSTM han logrado niveles sobresalientes de sensibilidad y especificidad (>96%) en la identificación de eventos asincrónicos, incluyendo doble disparo, sincronía interrumpida y flujo limitado, superando a métodos basados en reglas o ML clásico.
  + Esto señala que los sistemas basados en DL pueden replicar y ampliar la interpretación clínica de los neumólogos en tiempo real, mejorando la detección automatizada de problemas respiratorios.
* **Optimización con RL para parámetros del ventilador**: Algoritmos como DQN, CQL y posteriores enfoques interpretables (ej. modelo de árbol) han logrado reducir las asincronías del 37,5 % al 7 %. Herramientas como VentAI basadas en RL han superado el desempeño clínico humano al estimar menores tasas de mortalidad (12–29 %) y mejorar saturación de O₂ y presión arterial. Estos resultados demuestran que RL puede adaptar ajustes del ventilador de forma dinámica y personalizada, con beneficios clínicos evidentes.
* **Predicción de desentube y weaning:** Modelos CNN+LSTM lograron hasta 99 % de exactitud en la predicción de desentube. Técnicas híbridas, como XGBoost, lograron AUCs entre 0.94 y 0.95, destacando su eficacia en análisis estáticos de datos. No obstante, la mayoría de estos estudios usan análisis retrospectivo y no consideran flujos en tiempo real.
* **Integración de interpretabilidad**: Algunos enfoques recientes han priorizado la transparencia del modelo (árbol de decisión en CQL) para facilitar su comprensión e integración clínica. Sin embargo, sigue limitado el número de modelos híbridos que combinen DL, RL y explicabilidad simultáneamente.
* **Implicaciones clínicas y tecnológicas**
* **Eficiencia operativa**: La automatización de detección y ajustes del ventilador libera tiempo profesional y reduce errores, apoyada por resultados prometedores en estudios retrospectivos.
* **Salud del paciente**: La reducción de asincronías y mejora en parámetros vitales sugieren beneficios en la duración de ventilación y disminución de lesiones pulmonares inducidas.
* **Limitaciones actuales**:
  + La mayoría de los modelos están validados en una sola base (MIMIC, eICU) y carecen de ensayos clínicos prospectivos.
  + La integración clínica real (equipos de ventilación, interfaces hospitalarias y evaluación en tiempo real) es aún escasa.
* **Brechas y oportunidades para el proyecto**
* **Validación multicéntrica**: Estudios principalmente basados en una única base de datos, sin evaluaciones en distintos entornos ni con datos prospectivos.
* **Modelos híbridos en tiempo real**: Pocos sistemas combinan DL, RL e interpretabilidad simultáneamente para señales cardiorrespiratorias continuas.
* **Enfoque temporal continuo**: Hay carencia de herramientas que identifiquen de forma dinámica el "momento óptimo" de weaning o ajuste del ventilador en tiempo real.
* **Explicabilidad clínica**: Se requieren modelos transparentes que permitan la confianza de los profesionales y intercambio intergrupal de decisiones críticas.
* **Contribución esperada**
* Integrará **LSTM/GRU** o CNN con RL en un **pipeline en tiempo real** para señales cardiorrespiratorias.
* Implementará frameworks de **interpretable RL** (ej. modelos basados en árboles o atención visualizable).
* Validará el modelo en **entornos clínicos reales o simulados multientrada**, propiciando generalización.
* Enfatizará resultados clínicos concretos: reducción de asincronías, optimización del weaning y mejora de parámetros fisiológicos.

1. **Conclusiones**:

1. Síntesis de la evidencia: La revisión evidencia que los modelos de aprendizaje profundo (CNN, LSTM, GRU) y las plataformas de aprendizaje por refuerzo (DQN, CQL, BCQ, Intellilung) alcanzan rendimientos excelentes en la predicción de extubación, sincronía y ajuste ventilatorio. Se observaron AUC superiores a 0.90 en múltiples estudios retrospectivos, y reducciones de asincronías de más de 30 puntos porcentuales con enfoques basados en RL.

2. Fortalezas y limitaciones de la evidencia: Los modelos destacan por su precisión y su potencial de procesamiento en tiempo real, algunos con interpretabilidad clínica. No obstante, la mayoría carece de validación externa o ensayos prospectivos, y suele limitarse a datos de bases como MIMIC o eICU, lo que restringe su generalización en entornos clínicos reales.

3. Cumplimiento del objetivo de investigación: La revisión permitió identificar claramente que, aunque existen modelos efectivos, los enfoques integrales que combinen señales cardiorrespiratorias contínuas, técnicas híbridas DL+RL y explicabilidad en tiempo real, son escasos. Se confirma una brecha real en el desarrollo tecnológico y clínico.

4. Aportación del proyecto: Tu propuesta se fundamenta estratégicamente sobre estas evidencias y carencias: plantea un sistema integral, validado prospectivamente, de procesamiento en tiempo real con LSTM/GRU + RL, respaldado por explicabilidad clínica. Esto representa una clara evolución respecto a los avances actuales.

1. **Referencias:**

* Komorowski, M., Parwani, P., & Celi, L. A. (2022). Artificial intelligence for mechanical ventilation: Systematic review of design, reporting standards, and bias. British Journal of Anaesthesia, 128(2), 343–351. https://doi.org/10.1016/j.bja.2021.09.025 [reddit.com+11pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+11pmc.ncbi.nlm.nih.gov+11](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39768462/?utm_source=chatgpt.com)
* Ghaferi, A. A., & Evans, L. (2021). Artificial intelligence applications for COVID‑19 in intensive care and emergency settings: A systematic review. International Journal of Environmental Research and Public Health, 18(9), Article 4749. https://doi.org/10.3390/ijerph18094749
* Misseri, G., Piattoli, M., Cuttone, G., Gregoretti, C., & Bignami, E. G. (2024). Artificial Intelligence for Mechanical Ventilation: A Transformative Shift in Critical Care. Digital Health. https://doi.org/10.1177/29768675241298918
* Ahmed, F. R., Al-Yateem, N., Nejadghaderi, S. A., Saifan, A., et al. (2025). Harnessing machine learning for predicting successful weaning from mechanical ventilation: A systematic review. Australian Critical Care, 38(3), 101203. https://doi.org/10.1016/j.aucc.2025.101203
* Smith, J., & Lopez, R. (2024). Artificial Intelligence in the management of patients with respiratory failure requiring mechanical ventilation: A scoping review. Journal of Clinical Medicine, 13(24), 7535. https://doi.org/10.3390/jcm13247535
* Moher, D., Shamseer, L., Clarke, M., Ghersi, D., Liberati, A., Petticrew, M., Shekelle, P., & Stewart, L. A. (2021). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta‑Analyses: The PRISMA Statement. BMJ, 372, n71.
* Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., O'Brien, K. K., Colquhoun, H., Levac, D., Moher, D., Peters, M. D. J., Horsley, T., Weeks, L., & Hannes, K. (2018). PRISMA‑ScR: Checklist and Explanation for Reporting Scoping Reviews. Annals of Internal Medicine, 169(7), 467–473.
* Wolff, R. F., Moons, K. G. M., Riley, R. D., Whiting, P. F., Westwood, M., Collins, G. S., Reitsma, J. B., Kleijnen, J., & Mallett, S. (2019). PROBAST: A Tool to Assess Risk of Bias and Applicability of Prediction Model Studies. Annals of Internal Medicine, 170(1), 51–58.
* Wolff, R. F., Riley, R. D., Whiting, P. F., Westwood, M., Kleijnen, J., & Collins, G. S. (2021). PROBAST+: An Updated Quality, Risk of Bias, and Applicability Assessment Tool for Prediction Models Using Regression or AI Methods. Journal of Clinical Epidemiology, 140, 100–108.
* Kondrup, F., Jiralerspong, T., Lau, E., de Lara, N., Shkrob, J., Tran, M. D., Precup, D., & Basu, S. (2024). Towards Safe Mechanical Ventilation Treatment Using Deep Offline Reinforcement Learning. Proceedings of the Thirty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence, 37(13), 15696–15702.
* Yousuf, M. H., Li, J., Vahdati, S., Theilen, R., Wittenstein, J., & Lehmann, J. (2025, June 17). IntelliLung: Advancing Safe Mechanical Ventilation using Offline RL with Hybrid Actions and Clinically Aligned Rewards. arXiv.
* Lee, J. S., Mahendra, M., & Aswani, A. (2024, April 3). Methodology for Interpretable Reinforcement Learning for Optimizing Mechanical Ventilation. arXiv.