

Model-based methods for optimizing ventilator settings in assisted ventilation

D.A. Riva¹ , C.A. Evangelista¹ , J. Stella¹ , and P.F. Puleston¹ 

Instituto de Investigaciones en Electrónico, Control y Procesamiento de Señales - LEICI (UNLP-CONICET), Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de La Plata, Argentina.

Abstract. This work presents an algorithm capable of optimizing critical ventilator parameters such as P_I and t_i (inspiratory pressure and time) and t_e (expiratory time) in patients receiving pressure-controlled ventilation (*PCV*). To this end, it uses the paradigm of model-based methods, increasingly employed in intensive care units (ICUs) due to their ability to design and optimize protocols individualized for each patient. The algorithm uses pressure and flow data from mechanically ventilated patients to estimate the parameters of the physiological model of the pulmonary system. These parameters are then used together with the physician's desired specifications to determine the best ventilator configuration.

The integration of computational modeling into intensive care lays the foundation for safer and more effective ventilation strategies, moving toward truly individualized mechanical ventilation.

Keywords: Mechanical ventilation, Model-based methods, Parameter identification, Mathematical modeling of the respiratory system.

Métodos basados en modelos para la optimización de la configuración de ventiladores en respiración asistida

Abstract. En este trabajo se presenta un algoritmo capaz de optimizar los parámetros críticos del respirador como P_I y t_i (presión y tiempo inspiratorio) y t_e (tiempo expiratorio) en pacientes que reciben ventilación controlada por presión (*PCV*). Para ello se utiliza el paradigma de los métodos basados en modelos, cada vez más utilizados en las unidades de cuidados intensivos (UCI) debido a la capacidad de diseñar y optimizar protocolos individualizados a cada paciente. El algoritmo utiliza datos de presión y flujo del paciente ventilado mecánicamente para estimar los parámetros del modelo fisiológico del sistema pulmonar. Luego, estos

parámetros son utilizados junto con las especificaciones deseadas por el médico para determinar la mejor configuración del respirador. La integración del modelado computacional en los cuidados intensivos sienta las bases para estrategias de ventilación más seguras y eficaces, avanzando hacia una ventilación mecánica verdaderamente individualizada.

Keywords: Ventilación mecánica, Métodos basados en modelos, Identificación de parámetros, Modelado matemático del sistema respiratorio

1 Introducción

La ventilación mecánica (VM) es una intervención de vital importancia en la medicina intensiva, ya que toma un rol decisivo para el tratamiento y recuperación de los pacientes con insuficiencia respiratoria (Silva & Rocco, 2018). Al suministrar presiones o volúmenes de aire controlados a los pulmones, los respiradores asisten o sustituyen la respiración espontánea del paciente, garantizando una adecuada oxigenación y eliminación de dióxido de carbono. A pesar de sus beneficios terapéuticos, la ventilación mecánica conlleva riesgos significativos, especialmente cuando los parámetros del ventilador no se ajustan adecuadamente a la mecánica pulmonar del paciente (Gattinoni, Marini, et al., 2017). Una de las complicaciones más graves es la lesión pulmonar inducida por el ventilador (VILI por sus siglas en inglés), que puede surgir por presiones excesivas en las vías aéreas, sobredistensión de los alvéolos (volutrauma), la apertura y cierre repetidos de unidades pulmonares inestables (atelectrauma), o una alta potencia mecánica aplicada al tejido pulmonar (Paudel et al., 2021). Estos riesgos resaltan la importancia crítica de ajustar cuidadosamente los parámetros clave del ventilador — como la presión inspiratoria (P_I), los tiempos inspiratorio y espiratorio (t_i , t_e), y la presión positiva al final de la espiración ($PEEP$)— para minimizar el daño pulmonar mientras se mantiene una ventilación efectiva.

Los modelos fisiológicos computacionales proporcionan una herramienta poderosa para mejorar la personalización de los tratamientos en pacientes. Los parámetros que definen al modelo del paciente son ajustados utilizando señales medidas de entrada/salida del mismo. Esto posibilita la construcción de un "paciente virtual", el cual puede ser utilizado para reflejar el estado actual del individuo y para predecir la respuesta a tratamientos específicos (Redmond et al., 2019). Estos modelos abarcan desde representaciones altamente detalladas y multiescala, que ofrecen una comprensión profunda de la dinámica del paciente, hasta modelos aplicables en la práctica clínica, utilizables de forma inmediata por los profesionales de la salud. Los primeros requieren grandes volúmenes de datos y conllevan una elevada carga computacional, son utilizados en gran medida de forma offline para simulaciones y entrenamiento de personal médico (Sarmiento et al., 2023). En cambio, los modelos más simples pueden capturar dinámicas

clave específicas del paciente utilizando mediciones fácilmente disponibles en las unidades de cuidados intensivos (UCI), lo que contribuye a poder ser utilizados en el contexto de la medicina intensiva (Kim, Morton, et al., 2020).

Sobre la base de este paradigma, en este trabajo se ajusta un modelo del sistema respiratorio con señales de entrada/salida medidos en 11 pacientes bajo respiración asistida, con el fin de optimizar parámetros del ventilador como la presión inspiratoria (P_I), el tiempo inspiratorio (t_i) y espiratorio (t_e) en pacientes sometidos a ventilación controlada por presión (PCV). Al estimar estos parámetros a partir de la mecánica pulmonar individual y de las características fisiológicas de cada paciente, los clínicos pueden optimizar la ventilación mientras minimizan el riesgo de VILI. El desempeño de este enfoque se evalúa comparándolo, en primer lugar, con la configuración del ventilador utilizada durante la adquisición de datos del paciente, la cual es determinada por un médico de UCI con experiencia con el objetivo de alcanzar una ventilación alveolar clínicamente adecuada; y, en segundo lugar, con los resultados obtenidos al replicar el método propuesto en (Schranz et al., 2014).

2 Métodos y materiales

2.1 Ventilación alveolar y parámetros del respirador

Una eficiente ventilación pulmonar es esencial para mantener un normal intercambio gaseoso entre los pulmones y el torrente sanguíneo. Durante cada respiración, una parte del aire inspirado llena las vías aéreas y no participa en el intercambio de oxígeno y dióxido de carbono. Este volumen se conoce como espacio muerto (V_D), y distinguirlo del volumen de aire que realmente llega a los alvéolos es fundamental para evaluar la eficiencia respiratoria (Robertson, 2015).

La ventilación alveolar ($\dot{V}_a$) representa la fracción de volumen que participa efectivamente del intercambio gaseoso por minuto, excluyendo la porción de volumen que permanece en las vías aéreas o en regiones del pulmón que no están perfundidas (Arnott et al., 1968). En consecuencia, refleja la ventilación efectiva responsable de mantener niveles adecuados de oxígeno y dióxido de carbono en la sangre arterial. En la ventilación controlada por presión (PCV), los clínicos ajustan la presión inspiratoria P_I , la frecuencia respiratoria RR (cantidad de respiraciones por minuto), el tiempo inspiratorio y espiratorio (o la relación entre el tiempo inspiratorio y el espiratorio I/E) y la presión positiva al final de la espiración ($PEEP$ por sus siglas en inglés) para lograr una $\dot{V}_a$ adecuada para cada paciente.

La ventilación alveolar puede expresarse como:

$$\dot{V}_a = (V_T - V_D)RR \quad [\text{l/min}] \quad (1)$$

donde V_T es el volumen *tidal* (cantidad de volumen de aire que entra al sistema pulmonar durante la inspiración). Debido a que no existe un estándar universal para los parámetros óptimos del ventilador, estos ajustes se guían en gran medida por la experiencia del clínico (Kollisch-Singule, Emr, et al., 2014). En la

ventilación controlada por presión, el volumen *tidal* estará determinado por la mecánica respiratoria del paciente y por la presión inspiratoria aplicada por el ventilador. Además, la señal de volumen en el tiempo $V(t)$ dependerá del perfil de presión y de las propiedades dinámicas del sistema respiratorio del individuo. En consecuencia, V_T será igual al volumen de aire ingresado al paciente al final de la inspiración, es decir, $V_T = V(t_i)$. Por lo tanto, la expresión de la ventilación alveolar se puede expresar alternativamente como:

$$\dot{V}_a = (V(t_i) - V_D)RR \quad (2)$$

A partir de Ec. (2), el próximo paso será obtener una expresión de $V(t)$ en función de la mecánica respiratoria del paciente (mediante el ajuste de los parámetros del modelo lineal), la presión P_I aplicada por el respirador y los tiempos de inspiración y espiración.

2.2 Modelo lineal del sistema respiratorio

El modelo lineal se obtiene a partir de la ecuación de movimiento del sistema respiratorio (Bates, 2009). Esta ecuación establece cómo las presiones generadas dentro del sistema respiratorio se relacionan con el volumen de aire que entra y sale del sistema toraco-pulmonar. La contribución elástica está determinada por la dependencia de la presión con el volumen pulmonar, mientras que el componente resistivo se explica por la resistencia de las vías aéreas. Estas relaciones se representan formalmente en la Ec. (3)

$$P_v(t) = \dot{V}(t)R + P_c(V(t)) + PEEP \quad (3)$$

donde la derivada temporal $\dot{V}(t)$ corresponde al flujo respiratorio $F(t)$, $P_v(t)$ es la presión impuesta por el respirador, R representa la resistencia de las vías aéreas al paso de flujo de aire, y $P_c(V(t))$ es la presión variable en el sistema toraco-pulmonar, el cual depende de $V(t)$ y de las propiedades elásticas de la región donde se está ventilando al paciente (es decir, si se está ventilando al paciente en la región de atelectasis, lineal o de sobredistensión (Liu et al., 2016)).

En PCV, el perfil de la señal de presión en cada ciclo respiratorio puede modelarse aproximadamente como una función a trozos:

$$P_v(t) = \begin{cases} P_I, & t \leq t_i \\ PEEP, & t_i < t \leq t_e + t_i \end{cases} \quad (4)$$

En la Fig. 1 se muestra la señal de presión durante un ciclo respiratorio medido en un paciente bajo respiración asistida, junto con los parámetros configurados por el médico.

En el modelo Equivalente eléctrico mostrado en la Fig. 2, el capacitor caracterizado por $P_c(V(t))$ representa la compliance del sistema toraco-pulmonar.

El modelo lineal es el modelo más utilizado en el ambiente clínico. Según este modelo, la relación entre P_c y V depende de la constante C , denominada

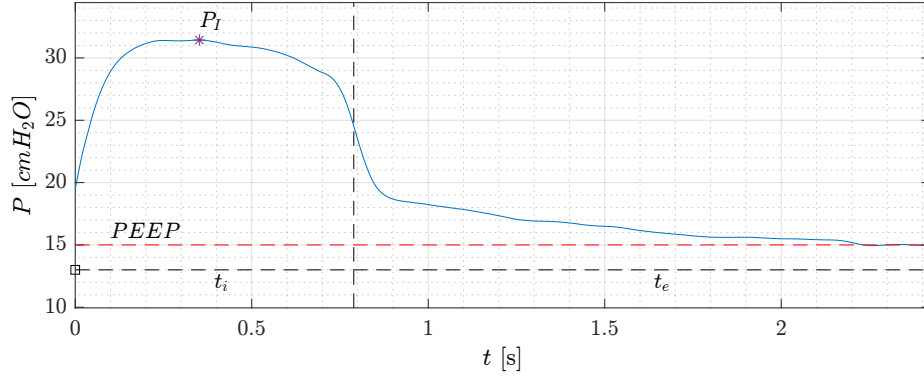


Fig. 1. Señal de presión medido en un paciente donde se puede ver el tiempo t_i , t_e , la presión P_I y la $PEEP$ configurados en el respirador por el clínico.

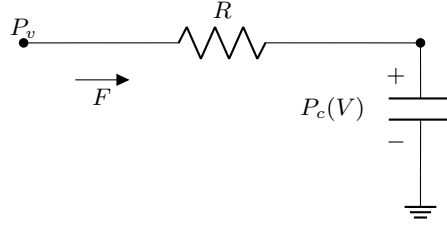


Fig. 2. Modelo Equivalente eléctrico del sistema respiratorio de un paciente totalmente sedado.

compliance del sistema respiratorio, cuyo valor depende de la región de la curva $P - V$ en la que ocurre la respiración y del estado de salud del paciente. Despejando la derivada del volumen y reemplazando el término $P_c(V) = V/C$ en Ec. (3), la expresión matemática del modelo lineal es:

$$\dot{V}(t) = -\frac{V}{C R} + \frac{P_v - PEEP}{R} \quad (5)$$

A partir de esta ecuación diferencial, es posible encontrar una expresión para el volumen durante el ciclo inspiratorio y otra durante el ciclo espiratorio, explicado a continuación.

Expresión del volumen del ciclo inspiratorio Durante el ciclo inspiratorio, la señal de presión P_v del respirador es igual a la constante P_I . Reemplazando en la Ec. (5) y despejando la derivada del volumen, la ecuación diferencial toma la siguiente expresión:

$$\dot{V}(t) = -\frac{V}{C_i R_i} + \frac{P_I - PEEP_i}{R_i} \quad (6)$$

donde los parámetros C_i , R_i y $PEEP_i$ corresponden a la compliance, resistencia y PEEP correspondientes al semiciclo inspiratorio.

Resolviendo la ecuación diferencial Ec. (6) con P_I constante, se obtiene la expresión del volumen durante la fase inspiratoria $V_{insp}(t)$ (para t entre 0 y t_i):

$$V_{insp}(t) = (P_I - PEEP_i) C_i (1 - e^{-t/R_i C_i}) \quad (7)$$

el cual representa, eléctricamente hablando, la carga de un capacitor.

Expresión del volumen del ciclo espiratorio Durante el ciclo espiratorio, la señal de presión del respirador cambia a $P_v = PEEP$. Reemplazando en la Ec. (5) la expresión de la derivada del volumen durante la espiración será:

$$\dot{V}(t) = -\frac{V}{C_e R_e} + \frac{PEEP - PEEP_e}{R_e} \quad (8)$$

donde C_e y R_e y $PEEP_e$ corresponden a los parámetros de resistencia y capacidad y PEEP correspondientes al semiciclo espiratorio. En el caso ideal, en el que el ventilador es capaz de modificar la presión de forma instantánea al valor de la PEEP configurada, el término $(PEEP - PEEP_e)/R_e$ de la Ec. (8) será igual a cero, quedando entonces la siguiente expresión del volumen circulante durante el semiciclo espiratorio $V_{esp}(t)$:

$$V_{esp}(t) = V_T e^{-t/\tau_E} \quad (9)$$

donde τ_E es la constante de tiempo espiratoria del paciente ($\tau_E = C_e \cdot R_e$).

2.3 Algoritmo de estimación de parámetros

En esta sección se describe el algoritmo de estimación que obtiene los parámetros del modelo lineal del paciente, los cuales definen los dos perfiles de volumen V_{insp} y V_{esp} , que se utilizarán para la optimización de la configuración del respirador.

Adquisición de señales El algoritmo utiliza señales de presión y flujo medidas en la boca del paciente totalmente sedado. Las señales usadas en este trabajo fueron obtenidas con el dispositivo de adquisición FluxMed®GrE con una tasa de muestreo de 256 Hz. En este equipo, la señal de presión, P_v , es medida utilizando un sensor de presión diferencial, mientras que la señal de flujo F se obtiene utilizando un neumotacógrafo de orificio fijo. El volumen V se obtiene indirectamente, usando una integración trapezoidal de la señal de flujo que se reinicia en cada ciclo respiratorio.

En la Fig. 3 se pueden ver 5 ciclos de las 3 señales descritas anteriormente, medido en un paciente totalmente sedado bajo respiración asistida.

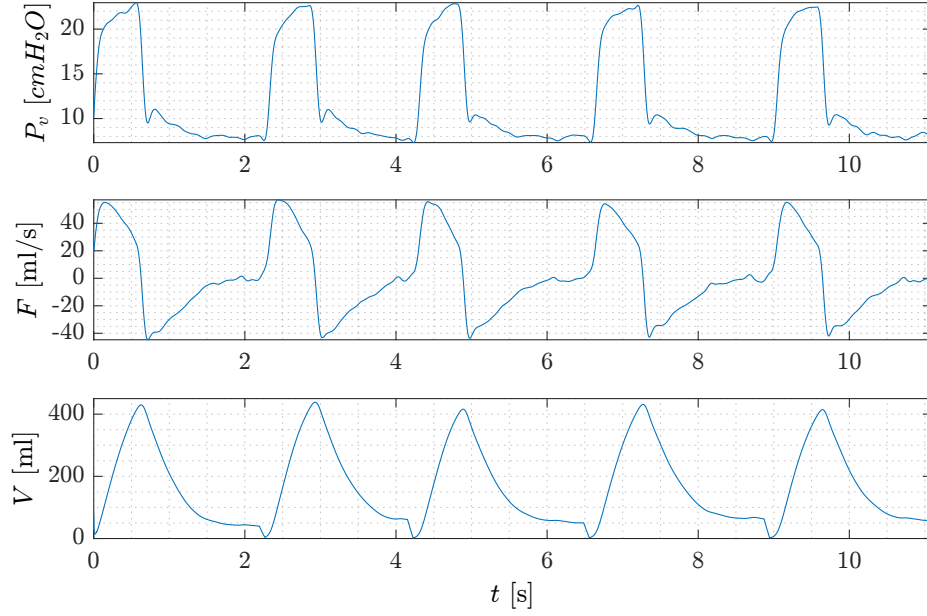


Fig. 3. Señales de presión, flujo y volumen medidos en un paciente bajo respiración asistida.

Estimación de parámetros La identificación de parámetros de la mecánica respiratoria del paciente sigue un enfoque estructurado de modelado de caja gris (Grey-box), que aprovecha ecuaciones fisiológicas conocidas del sistema respiratorio y ajusta sus parámetros a partir de datos medidos (Estrada-Flores, Merts, et al., 2006; Li et al., 2021).

Para encontrar el valor óptimo de los parámetros del modelo, se minimiza la función de mínimos cuadrados:

$$M_N(\theta) = \sum_{k=1}^n (\hat{V} - V)^2 \quad (10)$$

donde n es la cantidad de muestras de las señales medidas, y $\hat{V} = f(P_v, \theta)$ es el volumen obtenido según el modelo, con P_v como señal de entrada. El algoritmo utilizado para minimizar esta función de costo es el Trust-Region Reflective (Wang & Yang, 2010).

Estimación de los parámetros inspiratorios Para la estimación de los parámetros de la mecánica respiratoria del paciente durante la inspiración, se utilizan las señales correspondientes al semiciclo inspiratorio, es decir, con t entre 0 y t_i . En este marco, los parámetros que definen el modelo descrito en la Ec. (5) se reformulan utilizando el subíndice i , a fin de indicar que su estimación

se realiza exclusivamente a partir de los datos correspondientes a la fase inspiratoria.

$$\dot{V}(t) = -\frac{V}{C_i R_i} + \frac{P_v - PEEP_i}{R_i} \quad (11)$$

Se define entonces el vector de parámetros $\theta_{insp} = [C_i, R_i, PEEP_i]$. En una primera etapa, se estima el modelo lineal utilizando como condición inicial para θ_{insp} los valores de C_i y R_i calculados según la Ec. (12). Aquí, P_{plat} corresponde a la presión registrada cuando $F = 0$ (en la transición entre la fase inspiratoria y la espiratoria), mientras que PIP representa la presión pico inspiratoria (igual a P_I en este trabajo) y PIF el flujo pico inspiratorio. Por su parte, el valor de $PEEP_i$ se toma a partir de la medición proporcionada por el dispositivo de adquisición de señales empleado.

$$\begin{aligned} C_i &= \frac{V_T}{P_{plat} - PEEP} \quad [\text{ml/cmH}_2\text{O}] \\ R_i &= \frac{PIP - P_{plat}}{PIF} \quad [\text{cmH}_2\text{O/ml/s}] \end{aligned} \quad (12)$$

Luego, en los semiciclos inspiratorios siguientes, como se espera que no se produzcan cambios bruscos en la fisiología del paciente ni en los parámetros configurados para su ventilación, se utiliza como vector de inicialización para θ_{insp} los parámetros obtenidos en el semiciclo anterior.

Estimación del modelo espiratorio Para obtener τ_E , se utiliza también el modelo descrito por la Ec. (5) pero utilizando las señales correspondientes al semiciclo espiratorio, es decir, para t entre t_i y $t_i + t_e$.

$$\dot{V} = -\frac{1}{\tau_E} V + \frac{P_v - PEEP_e}{R_e} \quad (13)$$

El vector de parámetros a identificar tiene tres elementos, $\theta_{esp} = [\tau_E, R_e, PEEP_e]$, y su inicialización utilizará el R_i , C_i y el $PEEP_i$ calculados en el semiciclo inspiratorio anterior, es decir, $\theta_{esp_{init}} = [C_i \cdot R_i, R_i, PEEP_i]$.

Cuantificación del ajuste Para cuantificar el ajuste de las señales reales con las señales obtenidas por el modelo, se calcula el $NRMSE\%$:

$$NRMSE\% = 100 \left(1 - \frac{\|V - \hat{V}\|}{\|V - \bar{V}\|} \right) \quad (14)$$

donde $\bar{V}$ es el valor medio de V . El $NRMSE\%$ da una medida de la calidad del ajuste del modelo a los datos reales. Si es igual a 100%, el ajuste del modelo es perfecto y, si es igual a 0%, indicaría que el modelo no tiene relación con los datos.

2.4 Optimización de la configuración del ventilador a partir del modelo lineal

En esta sección se describe el método para obtener la configuración del ventilador a partir del modelo lineal correspondiente al paciente ventilado.

En la Ec. (1), RR puede reescribirse en términos de t_i y t_e . Debido a que los ajustes del respirador deben permitir una espiración suficiente, el tiempo t_e puede elegirse como al menos 3 veces la constante de tiempo espiratoria estimada, es decir $t_e = 3 \tau_E$. Realizando estas sustituciones se obtiene:

$$\dot{V}_a = (V_T - V_D) \frac{1}{t_i + 3 \tau_E} \quad [\text{ml/s}] \quad (15)$$

Como ya se ha mencionado anteriormente, $V_T = V_{insp}(t_i)$. Sustituyendo esta expresión en la Ec. (15), obtenemos una expresión que depende de t_i y de P_I :

$$\dot{V}_A = ((P_I - PEEP_i)C_i(1 - e^{-t_i/R_i C_i}) - V_D) \frac{1}{t_i + 3 \tau_E} \quad (16)$$

Por último, se puede despejar P_I quedando:

$$P_I = \frac{\dot{V}_A(t_i + 3 \tau_E) + V_D}{C_i (1 - e^{-t_i/R_i C_i})} + PEEP_i \quad (17)$$

Para encontrar el valor mínimo de P_I , la Ec. (17) se calcula para un rango de t_i entre 0.1 y 4 segundos, usando incrementos de 0.04 segundos. Los valores de C_i , R_i , $PEEP_i$ y τ_E son los calculados en el modelo lineal del paciente, $\dot{V}_A$ es la ventilación alveolar requerida por el clínico, y V_D se calcula típicamente en función de la altura del paciente (en metros) como $V_D = 2.2 \cdot IBW$, donde IBW se calcula en función de la altura y el sexo del paciente como (Pai & Paloucek, 2000):

$$IBW_{\text{hombre}} = 50 + 0.91 (\text{altura}_{\text{cm}} - 152.4) \quad (18)$$

$$IBW_{\text{mujer}} = 45.5 + 0.91 (\text{altura}_{\text{cm}} - 152.4) \quad (19)$$

A partir del valor mínimo de la función $P_I(t_i)$, es posible calcular el valor óptimo de la frecuencia respiratoria $RR = \frac{60}{t_i + 3 \tau_E}$. Luego, con este valor actualizado óptimo de RR y manteniendo constante $\dot{V}_A$, es posible obtener un nuevo valor de V_T lograda con la optimización de los parámetros del respirador.

Los resultados serán comparados con los parámetros del respirador configurados por el médico, así como también con los resultados obtenidos utilizando el método de optimización mostrado en (Schrantz et al., 2014). Este enfoque utiliza señales de presión y flujo durante la inspiración para obtener R y C mediante un algoritmo de minimización de regresión lineal múltiple, mientras que τ_E se obtiene ajustando una función exponencial al ciclo espiratorio de la señal de flujo.

3 Resultados

Se utilizaron datos de 11 pacientes ventilados mecánicamente, medidos en el Hospital Interzonal Especializado de Agudos y Crónicos San Juan de Dios de la Plata, Argentina, durante la última pandemia de SARS-CoV-2. Estos datos constan de señales temporales de presión y flujo medidos en la boca del paciente y de la altura del mismo. De las señales temporales de presión y flujo de cada paciente se utilizaron 15 ciclos respiratorios. Como se describió, por cada ciclo respiratorio se estima un vector de parámetros θ_{insp} y θ_{esp} .

Con el propósito de contrastar resultados con los obtenidos mediante la metodología propuesta, el procedimiento descrito en (Schranz et al., 2014) fue reproducido y aplicado a los datos de los pacientes considerados en este estudio. En la tabla 1 se presentan los valores estimados de los parámetros del modelo lineal para cada paciente. El sufijo "FOM" hace referencia al método propuesto en (Schranz et al., 2014), mientras que "LM" refiere a los parámetros calculados con la metodología propuesta en este trabajo. Se observa que el ajuste obtenido

	Ciclo Inspiratorio						Ciclo Espiratorio			
	Método FOM			Método LM			Método FOM		Método LM	
Pac	C_i	R_i	$Aj\%$	C_i	R_i	$Aj\%$	τ_E	$Aj\%$	τ_E	$Aj\%$
1	50.2	12.7	98.8	49.8	13.2	99.2	0.65	73.9	0.39	97.6
2	43.1	14.8	98.2	47.7	12.2	99.1	0.62	70.9	0.38	98.2
3	52.4	23.2	97.5	63.5	19.6	98.7	1.07	56.6	0.81	98.5
4	27.5	30.7	96.8	53.2	17.5	98.3	0.58	72.3	0.45	95.3
5	43.3	13.6	98.1	44.6	13.6	98.9	0.58	55.4	0.37	98.4
6	42.4	11.3	97.4	44.2	11.1	98.4	0.59	81.5	0.35	98.7
7	22.8	22.1	95.8	50.7	7.5	99.2	0.74	72.3	0.24	97.1
8	46.7	12.2	97.8	59.4	7.8	99.2	0.66	20.7	0.23	96.8
9	19.8	21.1	97.7	22.2	15.4	98.7	0.45	18.5	0.30	98.1
10	36.9	12.1	98.5	37.7	12.0	99.1	0.51	45.3	0.29	97.1
11	41.3	11.4	98.1	42.3	11.1	98.9	0.54	84.1	0.34	96.3
Media	38.8	16.8	97.8	46.9	12.8	98.9	0.64	59.3	0.38	97.4
(std)	(10.8)	(6.4)	(0.82)	(11.1)	(3.7)	(0.3)	(0.16)	(22.7)	(0.16)	(1.1)

Table 1. En esta tabla se muestran los valores de los parámetros estimados del modelo lineal en los 11 pacientes involucrados, utilizando el método "FOM" y el método "LM".

con el método LM supera al del método FOM en los 11 pacientes analizados tanto en el modelo inspiratorio como en el espiratorio. En particular, se observa que el ajuste logrado en la fase espiratoria mediante el método propuesto en este trabajo es notablemente superior al obtenido con el método FOM. Esto podría explicarse porque este último asume una entrada escalón ideal igual a la *PEEP*, lo que implica despreciar cualquier variación de la entrada en la respuesta del sistema. Sin embargo, esta suposición no es del todo válida, ya que, como se muestra en la Fig. 1, la señal de presión durante la fase espiratoria no alcanza instantáneamente el valor de PEEP. Este aspecto sí es considerado en el modelo

propuesto, tal como se indica en la Ec. (8), lo que permite obtener una estimación más precisa de la constante de tiempo del paciente.

En la Fig. 4 se muestra un ejemplo de las curvas $P_I(t_i)$ obtenidas con ambas metodologías (correspondiente al Pac. #10). La curva tiene un mínimo ($P_{I_{min}}, t_{i_{min}}$) indicando la configuración con la que se puede alcanzar la ventilación alveolar deseada por el clínico con la mínima presión inspiratoria posible. Para este paciente, los parámetros configurados por el médico en el respirador fueron $t_{e_{conf}} = 1.70$ s, $t_{i_{conf}} = 0.8$ s y $P_{I_{conf}} = 28.5$ cmH₂O. Los resultados

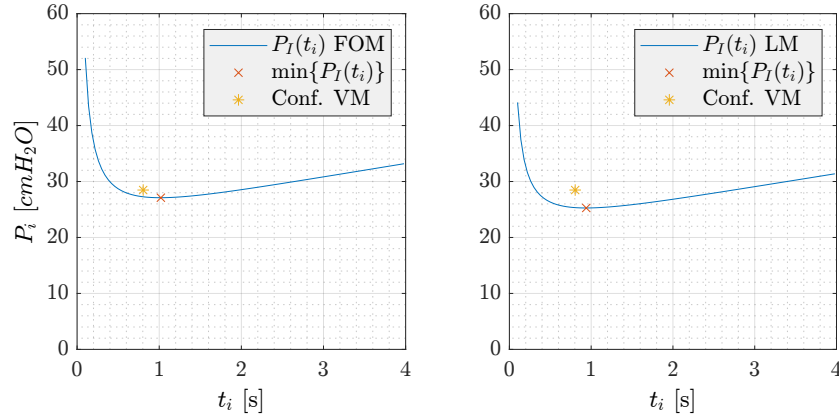


Fig. 4. A la izquierda, curva P_I obtenida con el método propuesto en (Schranz et al., 2014), a la derecha se muestra la misma curva pero obtenida con el método desarrollado en este trabajo. En ambos gráficos se indican con una cruz el valor mínimo de la curva y con una estrella la configurada en el respirador.

obtenidos con el método propuesto indican que se podría haber reducido t_e a 0.9 s y aún así asegurar que el paciente puede espirar el 95 % del volumen de aire ingresado. Además, aumentando t_i a 0.9 s y disminuyendo P_I a 25 cmH₂O se puede obtener el mismo $\dot{V}_A$ configurado por el clínico. La disminución de P_I supone una reducción en el riesgo de eventuales daños pulmonares, como la sobredistensión alveolar o el estrés mecánico sobre el tejido pulmonar.

En la Fig 5 se comparan la configuración del respirador por parte del clínico con los valores óptimos obtenidos con ambas metodologías de los parámetros t_e y P_I .

Se puede ver que, en la optimización del tiempo espiratorio t_e , los valores configurado en el respirador y optimizado por el método FOM superan el valor de $3\tau_E$ obtenido mediante el método propuesto en 10 de los 11 pacientes. Solo en uno de ellos (Pac. #3) el tiempo espiratorio configurado es 0.4 segundos menor que el valor óptimo determinado por el LM, mientras que el estimado mediante el FOM resulta inusualmente elevado (1.15 s por encima), posiblemente debido a una estimación inadecuada de τ_E . La disminución en el tiempo espiratorio impacta

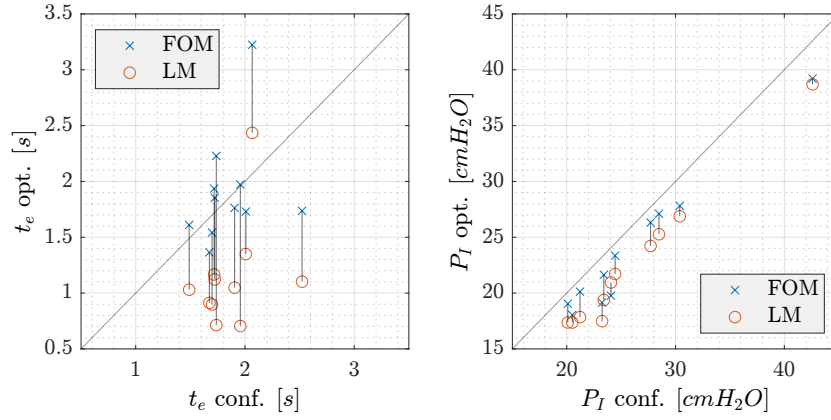


Fig. 5. Comparación de la configuración del respirador con las optimizaciones obtenidas por ambos métodos de los valores de t_e (izquierda) y P_I (derecha).

directamente en un aumento de la frecuencia respiratoria RR , y, siguiendo la Ec. (1), si $\dot{V}_A$ y V_D son variables fijas, el aumento de RR trae una disminución del V_T . Esto tiene un impacto positivo en el contexto de la ventilación protectora, ya que minimiza el riesgo de volutrauma y barotraumas en el paciente ventilado mecánicamente (Juffermans et al., 2022).

En relación con el parámetro P_I , se observa que, en los 11 pacientes, el valor configurado por el clínico es superior al valor óptimo estimado mediante el método LM. En media, se pueden disminuir unos $3.7 \text{ cmH}_2\text{O}$ al P_I configurado para obtener la misma ventilación alveolar, mejorando la eficiencia de la ventilación y reduciendo el riesgo de VILI.

Por último, en la Fig. 6 se presenta una comparación entre el volumen *tidal* por kilogramo de peso ideal de cada paciente ($V_{T_{kg \cdot IBW}}$) y la frecuencia respiratoria. En el gráfico de la derecha se observa un aumento significativo de la RR en 9 de los 11 pacientes al aplicar el método propuesto en este trabajo, en comparación con la configuración del respirador. Asimismo, este incremento se evidencia en la totalidad de los pacientes (11 de 11) al contrastarlo con los resultados obtenidos mediante el método FOM. Con el aumento de RR y manteniendo la ventilación alveolar constante, el valor necesario de V_T que entra al paciente puede disminuir. Esto se muestra en el gráfico de la izquierda, donde el $V_{T_{kg \cdot IBW}}$ óptimo estimado mediante el método LM es menor en 9 de los 11 pacientes estudiados respecto del configurado en el respirador. Como ya se ha mencionado, disminuir V_T reduce considerablemente los riesgos sobre el sistema respiratorio del paciente provocados por el respirador, particularmente en pulmones heterogéneos (como aquellos con síndrome de distrés respiratorio agudo, SDRA) (Loza et al., 2015).

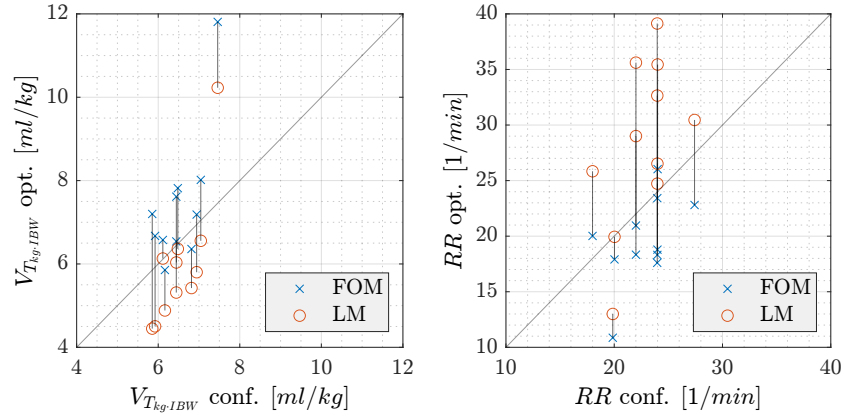


Fig. 6. Comparación de la configuración del respirador con las optimizaciones obtenidas por ambos métodos de los valores de $V_{T_{kg.IBW}}$ (izquierda) y RR (derecha).

4 Conclusiones

Se propuso y evaluó una metodología de estimación de parámetros basada en un modelo lineal del sistema respiratorio que, aplicada a datos de 11 pacientes ventilados, mostró un mejor ajuste que el método de referencia (FOM), obteniendo parámetros más representativos de la mecánica respiratoria. A partir de estos, sería posible optimizar variables del respirador como t_e , t_i y P_I , logrando mantener la misma ventilación alveolar con menores presiones inspiratorias y, en consecuencia, reduciendo el riesgo de daño pulmonar. Además, la optimización permitiría disminuir el V_T e incrementar la RR dentro de límites fisiológicos, favoreciendo estrategias de ventilación protectora. En conjunto, los resultados destacan el potencial del enfoque propuesto para avanzar hacia una ventilación mecánica más eficiente e individualizada según las características de cada paciente.

Acknowledgments. Este trabajo se llevó a cabo con el apoyo de la Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de La Plata (proyecto UNLP I289), CONICET y CIC-PBA.

Disclosure of Interests. Los autores no tienen intereses en conflicto que declarar

References

- Arnott, W., Cumming, G., & Horsfield, K. (1968). Alveolar ventilation. *Annals of Internal Medicine*, 69(1), 1–12.
- Bates, J. H. (2009). *Lung mechanics: An inverse modeling approach*. Cambridge University Press.
- Estrada-Flores, S., Merts, I., et al. (2006). Development and validation of “grey-box” models for refrigeration applications: A review of key concepts. *International Journal of Refrigeration*, 29(6), 931–946.

- Gattinoni, L., Marini, J. J., et al. (2017). The future of mechanical ventilation: Lessons from the present and the past. *Critical Care*, 21(1), 1–11.
- Juffermans, N. P., Rocco, P. R., & Laffey, J. G. (2022). Protective ventilation. *Intensive care medicine*, 48(11), 1629–1631.
- Kim, K. T., Morton, S., et al. (2020). Model-based peep titration versus standard practice in mechanical ventilation: A randomised controlled trial. *Trials*, 21(1), 1–18.
- Kollisch-Singule, M., Emr, B., et al. (2014). Mechanical breath profile of airway pressure release ventilation: The effect on alveolar recruitment and microstrain in acute lung injury. *JAMA surgery*, 149(11), 1138–1145.
- Li, Y., O’Neill, Z., Zhang, L., Chen, J., Im, P., & DeGraw, J. (2021). Grey-box modeling and application for building energy simulations - a critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 146, 111174.
- Liu, S., Tan, L., Möller, K., Frerichs, I., Yu, T., Liu, L., Huang, Y., Guo, F., Xu, J., Yang, Y., et al. (2016). Identification of regional overdistension, recruitment and cyclic alveolar collapse with electrical impedance tomography in an experimental ards model. *Critical Care*, 20(1), 119.
- Loza, R. C., Rodriguez, G. V., & Fernandez, N. M. (2015). Ventilator-induced lung injury in acute respiratory distress syndrome: Volutrauma and molecular effects. *The Open Respiratory Medicine Journal*, 9, 112.
- Pai, M. P., & Paloucek, F. P. (2000). The origin of the “ideal” body weight equations. *Annals of Pharmacotherapy*, 34(9), 1066–1069.
- Paudel, R., Trinkle, C. A., Waters, C. M., Robinson, L. E., Cassity, E., Sturgill, J. L., Broaddus, R., & Morris, P. E. (2021). Mechanical power: A new concept in mechanical ventilation. *The American Journal of the Medical Sciences*, 362(6), 537–545.
- Redmond, D. P., Chiew, Y. S., Major, V., & Chase, J. G. (2019). Evaluation of model-based methods in estimating respiratory mechanics in the presence of variable patient effort. *Computer methods and programs in biomedicine*, 171, 67–79.
- Robertson, H. T. (2015). Dead space: The physiology of wasted ventilation. *European Respiratory Journal*, 45(6), 1704–1716.
- Sarmiento, C. A., Serna, L. Y., Hernández, A. M., & Mañanas, M. Á. (2023). A novel strategy to fit and validate physiological models: A case study of a cardiorespiratory model for simulation of incremental aerobic exercise. *Diagnostics*, 13(5), 908.
- Schranz, C., Becher, T., Schädler, D., Weiler, N., & Möller, K. (2014). Model-based setting of inspiratory pressure and respiratory rate in pressure-controlled ventilation. *Physiological Measurement*, 35(3), 383–397.
- Silva, P. L., & Rocco, P. R. (2018). The basics of respiratory mechanics: Ventilator-derived parameters. *Annals of translational medicine*, 6(19), 376.
- Wang, Y., & Yang, C. (2010). Inverse problems, optimization and regularization: A multi-disciplinary subject. In *Optimization and regularization for computational inverse problems and applications* (pp. 3–14). Springer.