

La distancia recorrida por viaje es el factor más influyente en la degradación de la batería de un robot de carga

Xavier Guzman¹, German Soledispa², Ney Ruilova³ y Kleber Nieto⁴

Abstract—Este trabajo analiza la vida útil de la batería de un robot de carga en función de variables operativas, con el objetivo de determinar la cantidad de viajes que puede realizar antes de alcanzar un estado crítico. Para ello, se utilizaron datos simulados y se aplicó un modelo de regresión lineal múltiple, verificando los supuestos estadísticos correspondientes. Los resultados indican que la distancia recorrida y el peso transportado presentan una asociación significativa con la degradación de la batería. El modelo obtenido muestra una alta capacidad explicativa y resulta adecuado para el análisis y la predicción del número de viajes. La utilidad del estudio radica en la estimación del momento en que los robots de carga requieren el reemplazo de la batería.

I. INTRODUCCIÓN

En los sistemas de robótica móvil, la autonomía energética es un factor crítico que determina el tiempo de operación y la eficiencia general del robot. La duración o vida útil que puede tener una batería depende de diversos factores. Por ello, es necesario estimar la vida útil interpretándola con la cantidad de viajes que puede realizar un robot de carga, con el fin de optimizar el uso de energía y mejorar la planificación de sus actividades.

A. Contexto del problema

En diversas bodegas industriales a menudo se necesita mover de un punto a otro diversos materiales u objetos con diferentes pesos.

B. Objetivo general

Estimar la cantidad de viajes que realizan los robots móviles en función de variables operativas.

C. Objetivos específicos

- Analizar cómo el peso y la distancia recorrida de un robot puede influir en el desempeño de su trabajo.
- Aplicar métodos estadísticos para determinar la cantidad de viajes que realiza un robot móvil.
- Determinar la combinación óptima de peso y distancia para que se pueda maximizar el uso de las baterías de los robots.

II. METODOLOGÍA

En el presente trabajo nos guiamos a través de un robot que tuvo un gran impacto en las bodegas de Amazon llamado Titan capaz de mover mas de una tonelada y recorrer grandes distancia día a día. Se trabajo bajo un enfoque estadístico, utilizando datos simulados debido a la falta de acceso a datos reales para modelar la degradación de la batería del robot de carga en función de variables operativas.

Es importante conocer que la degradación de las baterías es un proceso progresivo que se manifiesta como la pérdida de capacidad y eficiencia energética a lo largo del tiempo y uso. En sistemas de robótica móvil, este fenómeno está estrechamente relacionado con variables operativas como la carga transportada, la distancia recorrida, la corriente demandada y la temperatura de operación. Diversos estudios han demostrado que ciclos de carga y descarga repetidos, así como condiciones operativas exigentes, aceleran el deterioro de las baterías de ion-litio, reduciendo su vida útil efectiva [1], [2].

Desde el punto de vista estadístico, el análisis se fundamentó en el uso de la regresión lineal múltiple como herramienta para modelar la relación entre la degradación de la batería y las variables operativas del robot. La regresión lineal permite describir y cuantificar la influencia de múltiples variables explicativas sobre una variable respuesta continua, siendo ampliamente utilizada en estudios de ingeniería y ciencias aplicadas [3], [4].

En este trabajo, el número de viajes realizados hasta alcanzar un umbral de degradación del 20% se consideró como variable dependiente, mientras que la distancia recorrida, el peso transportado, la corriente promedio, la temperatura de operación y la energía consumida se emplearon como variables independientes. Asimismo, se verificaron los supuestos del modelo lineal, linealidad, independencia, homocedasticidad, normalidad de los residuos y ausencia de multicolinealidad con el fin de garantizar la validez inferencial y la capacidad predictiva del modelo obtenido.

III. SIMULACIÓN

Dado el comportamiento de un robot móvil, se creo un modelo que replique el comportamiento y por ende la degradación de una batería perteneciente a un robot real como el robot Titan de Amazon. Para ello, se simulo tres conjuntos de datos diferentes. Estos varían en peso y distancia recorrida del robot de carga, ya que analizaremos los siguiente casos.

Distancia larga - Peso alto
Distancia corta - Peso alto
Distancia corta - Peso bajo

Se considero como una distancia larga desde los trescientos metros hasta los seiscientos metros, una distancia corta desde los cincuenta metros hasta doscientos cincuenta metros. En cambio un peso alto va desde los seiscientos kilogramos hasta mil kilogramos, el peso bajo desde cincuenta kilogramos hasta los cuatrocientos kilogramos.

Para la simulación de datos se uso el lenguaje de programación python, junto a las librerías pandas y numpy.

El proceso de simulación se estructura a partir de la repetición de viajes realizados por el robot. En cada viaje se generan de manera aleatoria variables operativas que influyen directamente en el consumo energético y, por ende, en la degradación de la batería. El estado de salud de la batería (State of Health, SOH) se va actualizando de forma acumulativa hasta alcanzar un umbral crítico de degradación del 20%, considerado como el fin de la vida útil operativa.

Se establecieron las siguientes variables.

- Peso de la carga transportada.
- Distancia recorrida en cada viaje.
- Corriente eléctrica demandada.
- Energía consumida por viaje.
- Estado de salud de la batería (SOH).

A. Generación de variables operativas

En cada iteración, el peso de la carga y la distancia recorrida se generan a partir de rangos previamente definidos. Este enfoque permite representar la variabilidad natural de las condiciones de operación del robot en un entorno logístico.

El peso total transportado y la distancia total recorrida se obtienen como la suma acumulada de los valores generados en cada viaje, lo cual facilita posteriormente el análisis estadístico de las variables agregadas.

B. Modelo simplificado de consumo eléctrico

El consumo eléctrico del robot se modela de forma simplificada a través de la corriente demandada, asumiendo que esta aumenta de manera proporcional tanto al peso transportado como a la distancia recorrida. Esta relación se expresa mediante una combinación lineal de ambas variables, lo que permite excluirla como variable independiente en la regresión lineal.

Bajo este enfoque, a mayores cargas y mayores distancias, el esfuerzo energético del sistema se incrementa, reflejando un comportamiento consistente con el funcionamiento real de robots de carga.

C. Cálculo del consumo de energía

La energía consumida en cada viaje se calcula como una función directa de la corriente demandada y la distancia recorrida. Este valor representa el trabajo energético realizado por la batería durante una operación específica y se acumula a lo largo de los viajes realizados.

El uso de la energía consumida como variable clave resulta conveniente, ya que permite relacionar directamente el esfuerzo operativo con la degradación de la batería, sin necesidad de modelar procesos electroquímicos complejos.

D. Modelo de degradación de la batería

La degradación del estado de salud de la batería se modela como una función proporcional a la energía consumida en cada viaje. Este enfoque se basa en la idea de que un mayor uso energético implica un mayor desgaste de la batería, lo cual es consistente con modelos empíricos de envejecimiento por viajes realizados.

En cada iteración, el SOH se reduce en función de la energía consumida, y el proceso continúa hasta que se alcanza un nivel crítico del 80% de capacidad remanente (equivalente a una degradación del 20%). El número total de viajes realizados hasta alcanzar este umbral se utiliza como una medida de la vida útil operativa de la batería.

E. Resultados de la simulación

Como resultado de la simulación se obtiene un conjunto de datos estructurado que contiene, para cada escenario simulado, las variables operativas y el número de viajes realizados hasta la degradación crítica de la batería. Este conjunto de datos constituye la base para el análisis estadístico posterior, particularmente para la aplicación de modelos de regresión lineal orientados a explicar y predecir la vida útil de la batería en función de las condiciones de operación del robot.

El enfoque adoptado permite generar datos consistentes, controlables y adecuados para evaluar relaciones estadísticas entre variables, manteniendo un equilibrio entre simplicidad del modelo y realismo del comportamiento simulado.

IV. ANÁLISIS

A. Caso 1: (Distancia larga - Peso alto)

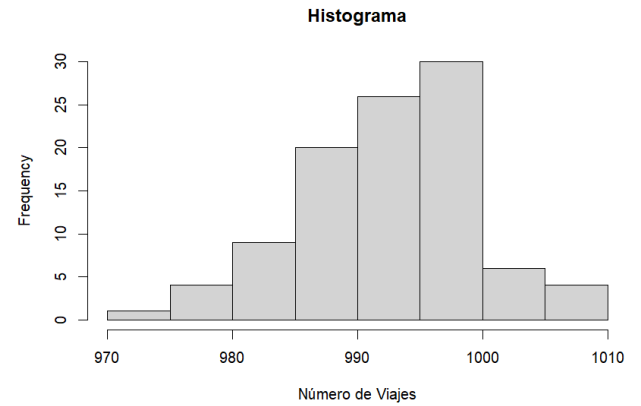


Fig. 1. Histograma de viajes del robot caso 1

La prueba de Shapiro-Wilk arrojó un estadístico $W = 0.98053$ con un valor $p = 0.1462$, por lo que no se rechaza la hipótesis nula de normalidad y se propone que los datos tienden a una distribución normal.

TABLE I
COMPARACIÓN DE MODELOS DE REGRESIÓN – CASO 1

Modelo	Variables	R^2_{aj}	AIC
Modelo 1	peso, dist, corr, temp	0.9942	161.62
Modelo 2	peso, dist, temp	0.9942	159.78
Modelo 3	peso, dist	0.9943	158.28

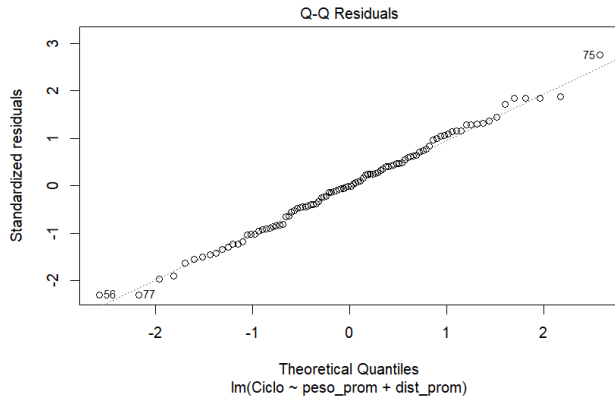
La interpretación de los factores de inflación de la varianza (VIF) permitió descartar problemas de multicolinealidad y, según el criterio de información de Akaike (AIC), el Modelo 3 presentó el mejor equilibrio entre ajuste y complejidad.

Modelo 3

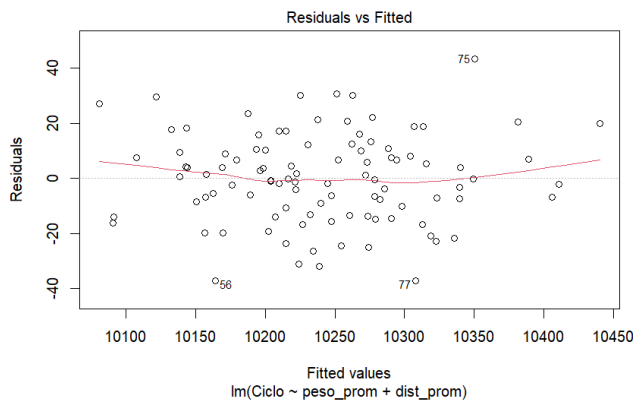
$$\text{Ciclo} = 2973.24 - 0.93 (\text{peso_prom}) - 2.57 (\text{dist_prom})$$

Análisis de los supuestos

1. Normalidad de los errores: La normalidad de los residuos fue evaluada mediante análisis gráfico (Q-Q plot) y pruebas estadísticas, observándose que los errores presentan un comportamiento aproximadamente normal, lo cual permite realizar inferencias estadísticas confiables.



2. Homoscedasticidad: La homoscedasticidad de los errores se comprobó mediante la prueba de Breusch-Pagan, obteniéndose un estadístico



$$BP = 1.2126, \quad df = 2, \quad p\text{-value} = 0.5454.$$

Dado que el valor p es mayor que el nivel de significancia del 5%, no se rechaza la hipótesis nula de varianza constante, concluyéndose que no existe evidencia de heterocedasticidad en el modelo.

3. Independencia de los errores: La independencia de los residuos fue evaluada mediante la prueba de Durbin-Watson, cuyo resultado fue

$$DW = 1.773, \quad p\text{-value} = 0.1232.$$

Al ser el valor p mayor que 0.05, se concluye que no existe autocorrelación significativa entre los errores del modelo.

4. Ausencia de multicolinealidad: La multicolinealidad entre las variables explicativas se analizó utilizando el Factor de Inflación de la Varianza (VIF). Los valores obtenidos fueron:

Variable	VIF
Peso promedio	1.000579
Distancia promedio	1.000579

5. Prueba ANOVA: La prueba se emplea para evaluar la significancia global del modelo de regresión lineal, es decir, para determinar si el conjunto de variables independientes explica de manera significativa la variabilidad de la variable dependiente.

TABLE II
ANOVA – MODELO3

	SC	gl	F	Valor-p
Peso Promedio	88261	1	327.5	2.2e-16
Distancia Promedio	405642	1	1505.1	2.2e-16
Error	26142	97		

En este caso, el análisis exploratorio evidenció una fuerte relación entre el número de viajes con la distancia promedio recorrida y peso promedio cargado. Las pruebas de normalidad validaron el uso de regresión lineal. Tras evaluar distintos modelos, se seleccionó un modelo que incluye únicamente el peso y la distancia, el cual presentó el menor valor de AIC, ausencia de multicolinealidad y alto poder explicativo.

B. Caso 2: (Distancia corta - Peso alto)

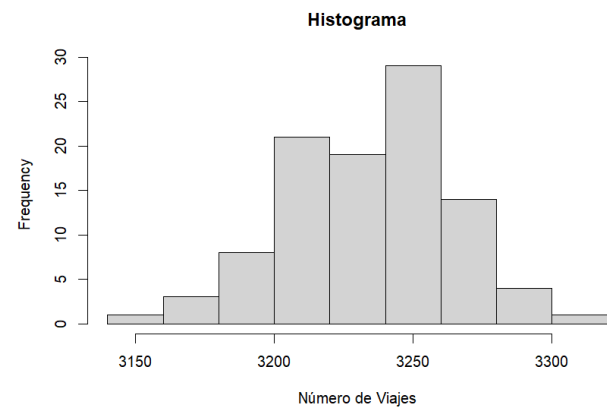


Fig. 2. Histograma de viajes del robot caso 2

La prueba de Shapiro-Wilk arrojó un estadístico $W = 0.99089$ con un valor $p = 0.7362$, por lo que no se rechaza la hipótesis nula de normalidad y se propone que los datos tienden a una distribución normal.

TABLE III
COMPARACIÓN DE MODELOS DE REGRESIÓN – CASO 2

Modelo	Variables	R^2_{aj}	AIC
Modelo 1	peso, dist, corr, temp	0.99	516.1084
Modelo 2	peso, dist, temp	0.99	514.3707
Modelo 3	peso, dist	0.99	512.3711

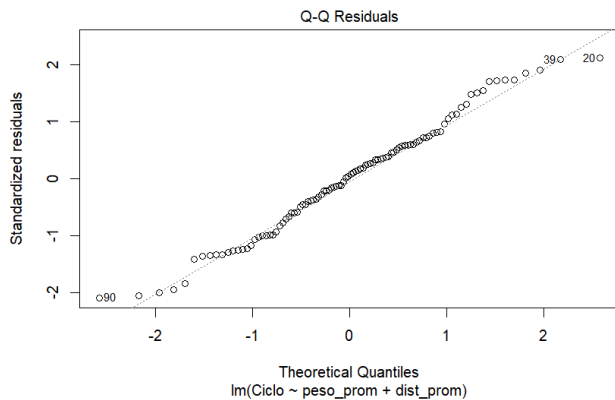
La interpretación de los factores de inflación de la varianza (VIF) permitió descartar problemas de multicolinealidad y, según el criterio de información de Akaike (AIC), el Modelo 3 presentó el mejor equilibrio entre ajuste y complejidad.

Modelo 3

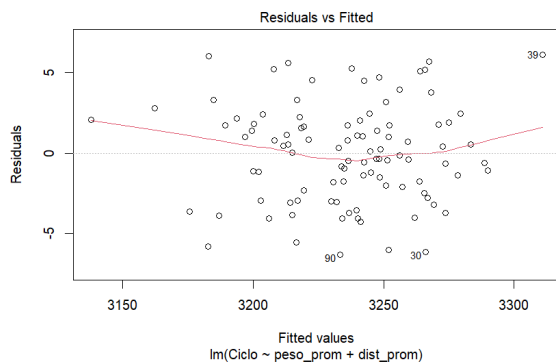
$$\text{Ciclo} = 9557.56 - 3.39 (\text{peso_prom}) - 21.15 (\text{dist_prom})$$

Análisis de los supuestos

1. Normalidad de los errores: La normalidad de los residuos fue evaluada mediante análisis gráfico (Q–Q plot) y pruebas estadísticas, observándose que los errores presentan un comportamiento aproximadamente normal, lo cual permite realizar inferencias estadísticas confiables.



2. Homoscedasticidad: La homoscedasticidad de los errores se comprobó mediante la prueba de Breusch–Pagan, obteniéndose un estadístico



$$BP = 0.20499, \quad df = 2, \quad p\text{-value} = 0.9026.$$

Dado que el valor p es mayor que el nivel de significancia del 5%, no se rechaza la hipótesis nula de varianza constante, concluyéndose que no existe evidencia de heterocedasticidad en el modelo.

3. Independencia de los errores: La independencia de los residuos fue evaluada mediante la prueba de Durbin–Watson, cuyo resultado fue

$$DW = 1.8232, \quad p\text{-value} = 0.1826.$$

Al ser el valor p mayor que 0.05, se concluye que no existe autocorrelación significativa entre los errores del modelo.

4. Ausencia de multicolinealidad: La multicolinealidad entre las variables explicativas se analizó utilizando el Factor de Inflación de la Varianza (VIF). Los valores obtenidos fueron:

Variable	VIF
Peso promedio	1.00534
Distancia promedio	1.00534

5. Prueba ANOVA: La prueba se emplea para determinar si el conjunto de variables independientes explica de manera significativa la variabilidad de la variable dependiente.

TABLE IV
ANOVA – MODELO3

	SC	gl	F	Valor-p
Peso Promedio	2737	1	292.42	2.2e-16
Distancia Promedio	88753	1	9483.64	2.2e-16
Error	908	97		

En el caso 2, el análisis estadístico permitió identificar que tanto el peso transportado como la distancia recorrida influyen de manera significativa en la degradación de la batería del robot de carga. El modelo de regresión lineal seleccionado mostró coeficientes estadísticamente significativos y un alto poder explicativo, lo que indica una adecuada capacidad para describir la relación entre las variables operativas y el número de viajes que soporta la batería.

Los resultados evidencian que, incluso en escenarios de distancias relativamente cortas, el transporte de cargas elevadas acelera la degradación de la batería, reduciendo el número de viajes posibles antes de alcanzar el umbral crítico. Por lo tanto, este caso resalta la importancia de considerar el peso de carga como un factor clave en la planificación operativa y en la gestión de la vida útil de la batería del robot.

C. Caso 3: (Distancia corta - Peso bajo)

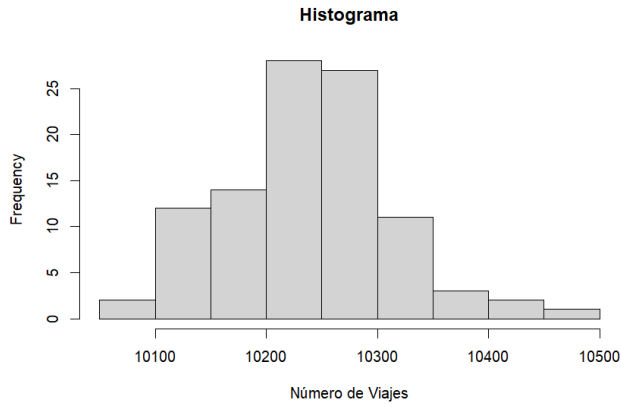


Fig. 3. Histograma de viajes del robot caso 3

La prueba de Shapiro–Wilk arrojó un estadístico $W = 0.98602$ con un valor $p = 0.3753$, por lo que no se rechaza la hipótesis nula de normalidad y se propone que los datos tienden a una distribución normal.

TABLE V
COMPARACIÓN DE MODELOS DE REGRESIÓN – CASO 3

Modelo	Variables	R^2_{aj}	AIC
Modelo 1	peso, dist, corr, temp	0.9516	852.3366
Modelo 2	peso, dist, temp	0.9521	850.3433
Modelo 3	peso, dist	0.9525	848.3998

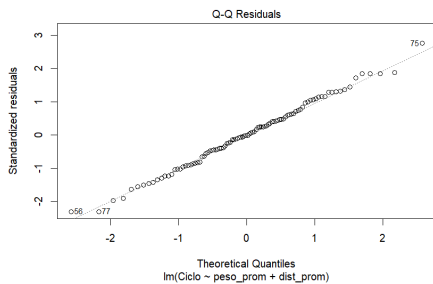
La interpretación de los factores de inflación de la varianza (VIF) permitió descartar problemas de multicolinealidad y, según el criterio de información de Akaike (AIC), el Modelo 3 presentó el mejor equilibrio entre ajuste y complejidad.

Modelo 3

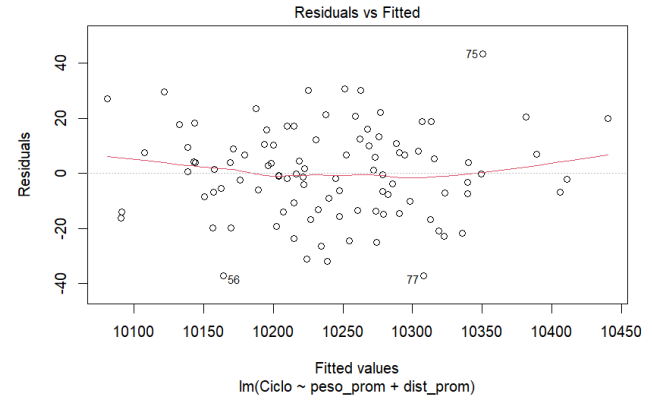
$$\text{Ciclo} = 29662.227 - 34.702 (\text{peso_prom}) - 76.832 (\text{dist_prom})$$

Análisis de los supuestos

1. Normalidad de los errores: La normalidad de los residuos fue evaluada mediante análisis gráfico (Q–Q plot) y pruebas estadísticas, observándose que los errores presentan un comportamiento aproximadamente normal, lo cual permite realizar inferencias estadísticas confiables.



2. Homoscedasticidad: La homoscedasticidad de los errores se comprobó mediante la prueba de Breusch–Pagan, obteniéndose un estadístico



$$BP = 1.2126, \quad df = 2, \quad p\text{-value} = 0.5454.$$

Dado que el valor p es mayor que el nivel de significancia del 5%, no se rechaza la hipótesis nula de varianza constante, concluyéndose que no existe evidencia de heterocedasticidad en el modelo.

3. Independencia de los errores: La independencia de los residuos fue evaluada mediante la prueba de Durbin–Watson, cuyo resultado fue

$$DW = 1.773, \quad p\text{-value} = 0.1232.$$

Al ser el valor p mayor que 0.05, se concluye que no existe autocorrelación significativa entre los errores del modelo.

4. Ausencia de multicolinealidad: La multicolinealidad entre las variables explicativas se analizó utilizando el Factor de Inflación de la Varianza (VIF). Los valores obtenidos fueron:

Variable	VIF
Peso promedio	1.00534
Distancia promedio	1.00534

5. Prueba ANOVA: La prueba se emplea para determinar si el conjunto de variables independientes explica de manera significativa la variabilidad de la variable dependiente.

TABLE VI
ANOVA – MODELO3

	SC	gl	F	Valor-p
Peso Promedio	88261	1	327.5	2.2e-16
Distancia Promedio	405642	1	1505.1	2.2e-16
Error	26142	97		

En el escenario de distancia corta y peso bajo, el análisis estadístico mostró que la degradación de la batería es menor en comparación con los otros casos estudiados, lo cual se

refleja en un mayor número de viajes antes de alcanzar el umbral crítico. El modelo de regresión lineal obtenido evidenció que tanto el peso transportado como la distancia recorrida mantienen una relación significativa con la vida útil de la batería, aunque con un impacto menos severo debido a las condiciones operativas más favorables.

Los resultados indican que operar el robot bajo cargas ligeras y trayectos cortos contribuye a prolongar la vida útil de la batería, permitiendo una operación más eficiente y sostenible. Este caso representa un escenario óptimo de uso, y sirve como referencia para estrategias de operación orientadas a minimizar la degradación energética del sistema.

V. LIMITACIONES

El presente trabajo presenta diversas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados obtenidos. En primer lugar, los datos utilizados en el análisis provienen de un proceso de simulación y no de mediciones reales obtenidas a partir de sensores o pruebas experimentales. Si bien la simulación permite controlar las variables y analizar su efecto sobre la degradación de la batería, esta no logra capturar completamente la complejidad del comportamiento real de un sistema físico.

Asimismo, el modelo de simulación considera únicamente un conjunto limitado de variables operativas, como el peso transportado y la distancia recorrida. En la práctica, la degradación de una batería de ion-litio depende de múltiples factores adicionales, tales como la temperatura de operación, la velocidad del robot, los ciclos de carga y descarga, la profundidad de descarga, la resistencia interna de la batería y el envejecimiento por calendario. La exclusión de estas variables simplifica el modelo, pero reduce su capacidad de representar fielmente escenarios reales.

Por otra parte, la relación entre las variables operativas y la degradación de la batería se modela mediante expresiones lineales simplificadas. Aunque este enfoque facilita el análisis estadístico mediante regresión lineal, no contempla posibles relaciones no lineales o efectos de interacción que pueden estar presentes en sistemas reales. En consecuencia, el modelo obtenido debe interpretarse como una aproximación y no como una representación exacta del fenómeno físico.

Finalmente, debido a la complejidad inherente de los procesos electroquímicos involucrados en la degradación de baterías, la simulación no incorpora modelos detallados de carácter físico o electroquímico. La inclusión de dichos modelos requeriría información experimental adicional y un nivel de complejidad computacional significativamente mayor, lo cual queda fuera del alcance del presente trabajo.

VI. CONCLUSIÓN

A partir del análisis de los tres escenarios operativos evaluados, se concluye que la vida útil de la batería del robot de carga está fuertemente condicionada por la distancia recorrida y el peso transportado en cada viaje. En todos los casos estudiados, estas variables resultaron estadísticamente significativas y mostraron una relación negativa con

el número de viajes, confirmando que condiciones operativas más exigentes aceleran la degradación de la batería.

El Caso 1 (distancia larga – peso alto) representó el escenario más crítico, donde se observó una degradación acelerada de la batería, siendo la distancia el factor con mayor impacto. En contraste, el Caso 3 (distancia corta – peso bajo) mostró un comportamiento más favorable, con una mayor cantidad de viajes antes de alcanzar el umbral crítico, evidenciando que operar bajo condiciones menos demandantes prolonga la vida útil del sistema. El Caso 2 presentó un comportamiento intermedio, coherente con la combinación de variables analizadas.

Los modelos de regresión lineal obtenidos para cada caso presentaron alto poder explicativo, cumplimiento de los supuestos estadísticos y coherencia física con el fenómeno estudiado.

En conjunto, los resultados demuestran que el enfoque estadístico utilizado es adecuado para analizar y predecir la degradación de la batería, y que puede servir como una herramienta útil para la planificación operativa y el mantenimiento preventivo de robots de carga. No obstante, al tratarse de datos simulados, los resultados deben interpretarse como una aproximación teórica, destacando la necesidad de incorporar datos reales y variables adicionales en trabajos futuros.

REFERENCES

- [1] J. Vetter, P. Novak, M. R. Wagner, C. Veit, K. C. Möller, and J. O. Besenhard, "Ageing mechanisms in lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 147, no. 1–2, pp. 269–281, 2005.
- [2] J. Schmalstieg, S. Kabitz, M. Ecker, and D. U. Sauer, "A holistic aging model for li(nimnco)o₂ based 18650 lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 257, pp. 325–334, 2014.
- [3] D. C. Montgomery, E. A. Peck, and G. G. Vining, *Introduction to Linear Regression Analysis*, 5th ed. John Wiley & Sons, 2012.
- [4] M. H. Kutner, C. J. Nachtsheim, J. Neter, and W. Li, *Applied Linear Statistical Models*, 5th ed. McGraw-Hill, 2005.