Propuesta metodológica para la optimización multiobjetivo del diseño de un mecanismo de piñón de rodillos-cremallera, utilizando técnicas de modelado paramétrico e inteligencia artificial.

Richard William Machuca Lizarazo Facultad de Ingeniería Mecánica Universidad Santo Tomás Bogotá Colombia
richardmachuca@usantotomas.edu.co

Juan Sebastián Posada Carvajal Facultad de Ingeniería Mecánica Universidad Santo Tomás Bogotá Colombia
juanposadac@usantotomas.educo

Henry Octavio Cortés Departamento de Ingeniería Mecánica y Mecatrónica Universidad Nacional de Colombia Bogotá Colombia
hocortesr@unal.edu.co

Jorge Andrés García Barbosa Facultad de Ingeniería Mecánica Universidad Santo Tomás Bogotá Colombia
jorgegarcia@usta.edu.co

Palabras clave (*Perfil involute-Perfil no-involuta, continuidad****)***

I. Introducción

En los sistemas de transmisión de potencia tipo piñón-cremallera convencionales, la geometría de los dientes se basa en el perfil involuta, ampliamente documentado en la literatura técnica por su capacidad para garantizar una relación de velocidad constante bajo condiciones de engrane. No obstante, este perfil presenta limitaciones inherentes, como fricción por deslizamiento, generación de calor y desgaste superficial, factores que comprometen la eficiencia y reducen la vida útil del conjunto. Dichos efectos se intensifican en aplicaciones que demandan alta precisión en el desplazamiento lineal y pérdidas mínimas de energía. Como alternativa, se han propuesto configuraciones con perfiles no involuta, entre ellas la transmisión por rodillos, que favorece el contacto por rodadura, disminuyendo significativamente la fricción y el desgaste, sin sacrificar la suavidad ni la continuidad en la transmisión del movimiento. Sin embargo, la literatura especializada carece de estudios exhaustivos sobre los principios de diseño mecánico aplicables a este tipo de sistemas, lo que limita su adopción en entornos industriales. El presente trabajo plantea una metodología sistemática para el diseño optimizado de mecanismos piñón-cremallera con rodillos, fundamentada en criterios de ingeniería mecánica orientados a maximizar el comportamiento mecánico del sistema.

II. Materiales y Métodos

A. *Parámetros del mecanismo de piñón de rodillos y cremallera*

La geometría del mecanismo piñón de rodillos-cremallera mostrada en la Figura1. está completamente definida por medio de cuatro parámetros: número de rodillos (Z),distancia entre rodillos (P), diámetro del rodillo (r) y coeficiente (FR) para determinar el radio primitivo (Rp).El radio R sobre el cual se ubican el centro de los rodillos es determinado por la expresión $R = P/\sin(\pi/Z)$. A su vez, el radio primitivo se establece con la expresión $Rp = FR \times R$.El perfil de la cremallera r_T, también está en función de los cuatros parámetros mencionados.

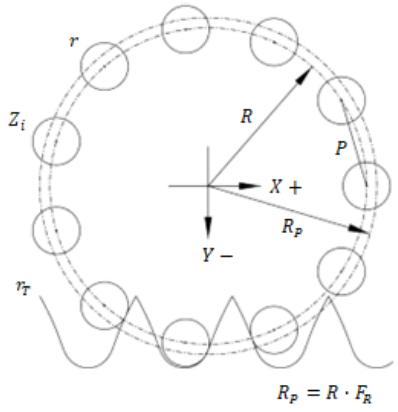

Figura 1geometría del mecanismo piñón-cremallera.

©2025 IEEE

B. *Optimización del piñón de rodillos*

Se formuló un problema de optimización mixta (MINLP) cuyo objetivo principal es minimizar el número de rodillos (Z) (variable entera) sujeto a restricciones geométricas. Las variables de diseño continuas son la distancia entre rodillos(P) y el coeficiente FR mientras que el radio del rodillo (r) se trata como parámetro (optimización por barrido para cada (r) seleccionado). La función objetivo y las restricciones se resumen a continuación:

- Objetivo: min $_{Z,P,FR}\ Z$
- Variables:$Z \in \mathbb{Z}, Z \geq 7; P \in [Pmin, Pmax], FR \in [FRmin, FRmax]$
- Restricciones de ángulo de presión: $\phi(\beta i, Z, P, FR) \in [\phi min, \phi max], \phi(\beta f, Z, P, FR) \in [\phi min, \phi max]$ donde $\beta i\ y\ \beta f = \beta i + 360 \circ / Z$ son los ángulos de inicio y final de contacto.

El problema se clasifica como Mixed-Integer Non-Linear Programming (MINLP). Por su estructura se recomienda una estrategia iterativa de descomposición:

1. Iteración sobre Z (entera): fijar Z empezando en $Z = 7$
2. subproblema NLP (continuo): para$Z$ fijo, resolver un problema de factibilidad en P y FR que satisfaga las restricciones del ángulo de presión y las cotas geométricas.
3. Condición de parada: si existe solución factible para el primer Z evaluado, ese Z es el mínimo y se acepta la pareja (P, FR). Si no, incrementar Z y se repite el proceso.

Algoritmos recomendados

- Para el subproblema NLP: SQP (Sequential Quadratic Programming) como primera opción por su eficiencia y manejo de restricciones; Métodos de Punto Interior como alternativa robusta.
- Para búsqueda entera: bucle simple sobre Z (por la baja dimensión de la variable discreta). Si el intervalo de Z fuera amplio, usar búsqueda entera mejorada (branch-and-bound con poda por factibilidad).
- Para la extensión multi-objetivo (piñón y cremallera): emplear optimizadores multiobjetivo basados en algoritmos evolutivos (p. ej. NSGA-II / NSGA-III) o enfoques de surrogate-assisted multi-objective optimization cuando el costo de evaluación (FEA) sea alto.

Criterios de diseño y restricciones de ingeniería

- Rango de ángulo de presión sugerido: evaluar dos bandas de diseño (primaria 17°–27° y alternativa 15°–30°) y justificar elección según aplicación (precisión vs. robustez).
- Considerar límites manufacturables (diámetros estándar de ejes y bujes).
- Incluir límites de contacto y separación para garantizar continuidad del engrane y evitar interferencias geométricas.

C. *CAD paramétrico del piñón de rodillos y cremallera*

El modelo CAD paramétrico constituye el núcleo geométrico de la metodología. Su desarrollo se orientará a garantizar la flexibilidad y automatización del diseño, permitiendo que las variables geométricas definidas en la etapa de optimización se vinculen directamente con la geometría del modelo.

Para su construcción, se emplea un entorno CAD de ingeniería avanzada (como NX o Spaceclaim), definiendo un modelo asociativo basado en ecuaciones de control paramétricas.
Cada elemento será modelado como una entidad dependiente de las variables globales del sistema lo que permite actualizar automáticamente la geometría ante cualquier cambio de parámetros.

D. *Estrategia de Machine Learning*

La estrategia de Machine Learning constituye la etapa final del flujo metodológico, integrando los resultados del D.O.E. provenientes del entorno de simulación con modelos predictivos de comportamiento mecánico.

Los datos generados por las simulaciones (esfuerzos de contacto y deformaciones) se estructurarán en una base de datos supervisada.
Cada registro representará una configuración geométrica y operacional distinta del piñón y la cremallera, definida por las variables de entrada

Con estos datos, se entrenarán modelos de aprendizaje supervisado, tales como:

- Regresión lineal multivariable, para identificar tendencias y dependencias directas.
- Redes neuronales artificiales (ANN) de arquitectura simple (una capa oculta, función ReLU), para capturar las no linealidades en el contacto.
- Modelos basados en árboles de decisión (Random Forest o Gradient Boosting), para estimar la relevancia de cada variable de diseño.

La estrategia propuesta cierra el ciclo CAD–CAE–IA–Optimización, estableciendo un sistema digital de diseño inteligente, donde el modelo paramétrico, las simulaciones numéricas y la inteligencia artificial convergen para optimizar el diseño del sistema piñón-cremallera

III. RESULTADOS

El principal resultado de este trabajo fue el desarrollo de una metodología de diseño óptimo para sistemas de piñón de rodillos y cremallera, la cual se propone debido a la ausencia de información y procedimientos específicos en la literatura técnica para este tipo de sistemas. Por tanto, este estudio establece una base metodológica nueva, que integra conceptos de modelado, inteligencia artificial y optimización aplicados al diseño mecánico.

La metodología propuesta comprende seis componentes principales:

1. Definición del problema: se establecen las variables de entrada, Función objetivo y método de optimización
2. Modelo del sistema: Se define el modelo CAD paramétrico, Simulación en CA/FEA
3. Generación de datos: se crean conjuntos de datos mediante simulaciones D.O.E (Design of experiments)
4. Modelo de inteligencia artificial (IA): se entrena un modelo predictivo capaz de estimar el rendimiento del sistema según las variables de entrada.
5. Optimización: se aplica un algoritmo que busca el mejor conjunto de parámetros que maximicen la eficiencia y reduzcan el desgaste.
6. Validación de datos: se comparan los resultados del modelo con datos experimentales o simulados para verificar su precisión.

Este enfoque constituye un aporte original, al integrar herramientas de modelado y optimización inteligente en el diseño de sistemas piñón-cremallera, sentando una base sólida para futuras investigaciones y desarrollos industriales.

Aunque aún no se han ejecutado pruebas experimentales, el proceso permitió establecer relaciones cuantitativas entre las variables de diseño y los parámetros de desempeño mecánico.

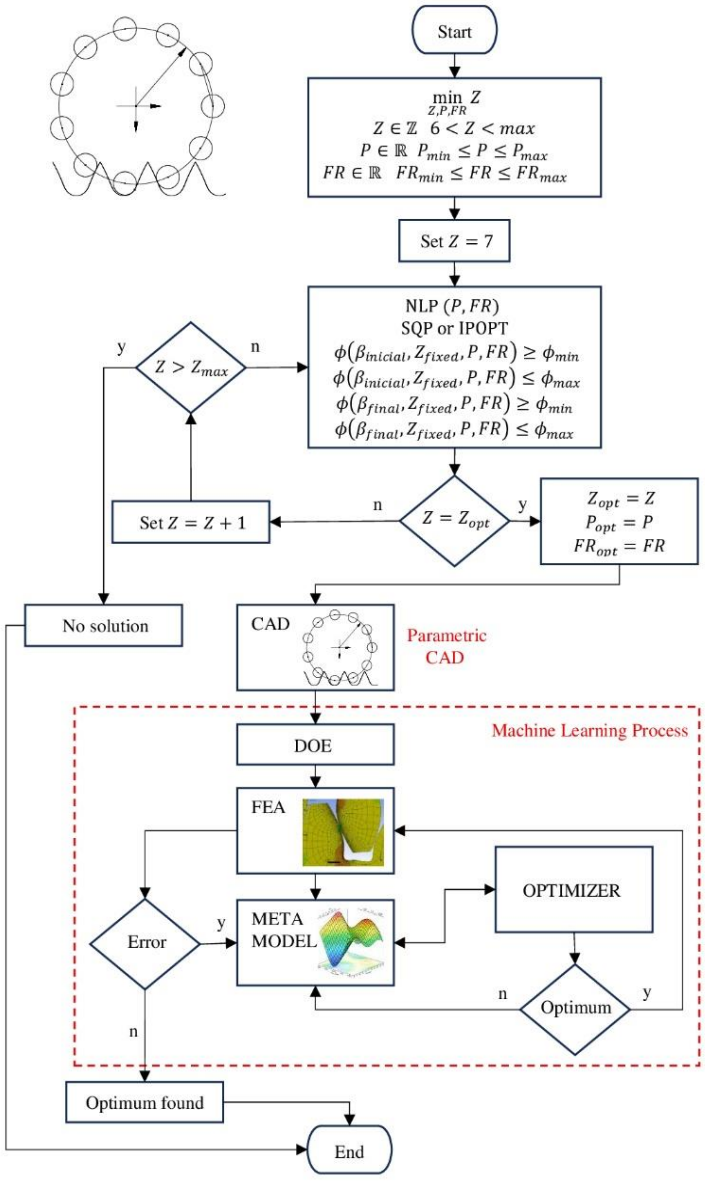

Figura 2 Metodología de optimización

IV. DISCUSIÓN

El análisis de los resultados evidencia que la integración de técnicas de inteligencia artificial con modelado paramétrico y simulación FEA representa un avance metodológico en el campo del diseño mecánico. El enfoque propuesto supera las limitaciones de los métodos convencionales al permitir la exploración rápida de configuraciones complejas, reduciendo el tiempo de desarrollo sin sacrificar precisión.

Uno de los aspectos más destacados es la capacidad predictiva del modelo de IA, que posibilita estimar el comportamiento del sistema sin depender exclusivamente de simulaciones numéricas de alta demanda computacional. Este aspecto resulta crucial para la optimización de mecanismos con múltiples grados de libertad o geometrías no estandarizadas

La implementación de un CAD paramétrico permitirá reducir los tiempos de implementación del modelo para la simulación, evitando inducir errores en la preparación del modelo y disminuyendo los tiempos requeridos para la simulación.

La propuesta metodológica abre el camino hacia un nuevo paradigma de diseño inteligente, en el cual los sistemas de ingeniería mecánica pueden evolucionar mediante procesos de aprendizaje automático, reduciendo la dependencia del conocimiento empírico y potenciando la capacidad de innovación.

V. CONCLUSIONES

- Se formuló una metodología integral de diseño óptimo para sistemas de piñón–cremallera de rodillos, que integra modelado paramétrico, simulación FEA, optimización metaheurística e inteligencia artificial.
- El modelo CAD paramétrico permitirá automatizar la modificación geométrica y vincular directamente las variables de diseño con los resultados de simulación, reduciendo la intervención manual y los tiempos de modelado.
- La aplicación de un modelo predictivo de IA posibilitará reemplazar parcialmente las simulaciones FEA, manteniendo alta precisión en la estimación del rendimiento mecánico.
- El proceso de optimización busca o pretende maximizar la capacidad del enfoque propuesto para maximizar la eficiencia y minimizar los esfuerzos de contacto, contribuyendo al desarrollo de mecanismos más duraderos y precisos.
- Este estudio sienta las bases para futuras investigaciones experimentales enfocadas en validar los resultados teóricos y extender la metodología a otras configuraciones de transmisión por rodadura.
- Finalmente, la integración de herramientas de ingeniería asistida por computadora con técnicas de inteligencia artificial representa una evolución hacia el diseño inteligente de sistemas mecánicos, fortaleciendo la relación entre la ingeniería tradicional y la optimización avanzada.

REFERENCIAS

[1] Wang, H., Li, L., & Liu, G. (2022). Research on Meshing Characteristics of Trochoidal Roller Pinion Rack Transmission. Applied Sciences, 12(11), 5620

[2] Kleijnen, J. P. (2009). Kriging metamodeling in simulation: A review. European journal of operational research, 192(3), 707-716.

[3] Acosta Cervantes, M. C. (2012). Estudios de metamodelos en optimización vía simulación (Doctoral dissertation, Universidad Autónoma de Nuevo León).

[4] Radzevich, S. P. (2018). Theory of Gearing: Kinematics, Geometry, and Synthesis (2.ª ed.). CRC Press. https://doi.org/10.1201/9780429505195