

# Control

- [Perspectiva de un ignorante - preguntas a la IA - Non Linear Model Predictive Control](#)

# Perspectiva de un ignorante

## - preguntas a la IA - Non Linear Model Predictive Control

### ¿Qué problema se resuelve en un solver de MPC no lineal?

Un **solver de MPC no lineal (Nonlinear Model Predictive Control, NMPC)** resuelve un **problema de optimización no lineal restringido**, cuyo objetivo es encontrar la **secuencia óptima de acciones de control** que lleven al sistema a un comportamiento deseado, respetando tanto la **dinámica no lineal del sistema** como las **restricciones impuestas** (por ejemplo, límites en estados o entradas).

---

### □□ Problema que resuelve el solver NMPC:

Dado un modelo dinámico no lineal:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t))$$

o en forma discreta:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k)$$

y una **función de costo** a minimizar del tipo:

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \ell(x_k, u_k) + \ell_f(x_N)$$

sujeta a:

- Dinámica del sistema:  $x_{k+1} = f(x_k, u_k)$
- Restricciones en los estados:  $x_k \in \mathcal{X}$
- Restricciones en las entradas:  $u_k \in \mathcal{U}$

El solver NMPC resuelve el siguiente problema de optimización en cada instante de control:

---

## □ Problema de optimización no lineal restringido (NLP):

$$\min_{\{u_0, u_1, \dots, u_{N-1}\}} \quad \sum_{k=0}^{N-1} \ell(x_k, u_k) + \ell_f(x_N)$$

sujeto a:

- $x_{k+1} = f(x_k, u_k), \quad \forall k = 0, \dots, N-1$
  - $x_k \in \mathcal{X}, \quad u_k \in \mathcal{U}$
  - $x_0 = x_{\text{actual}}$  (condición inicial)
- 

## □ ¿Qué hace el solver exactamente?

1. **Predice** la evolución futura del sistema usando el modelo no lineal.
  2. **Optimiza** la secuencia de controles futuros en un horizonte NN.
  3. **Respetar** todas las restricciones dinámicas y físicas.
  4. **Ejecuta solo el primer control** de la secuencia óptima.
  5. **Repite el proceso** en el siguiente instante (receding horizon).
- 

## Ejemplo de aplicación:

Control de un robot con dinámica compleja, como un dron o un vehículo autónomo, donde las ecuaciones de movimiento son no lineales, y se deben evitar obstáculos y respetar límites de velocidad o aceleración.

---

¿Quieres que te muestre un ejemplo numérico o código con CasADi o ACADO?

# ¿Y ese problema de optimización cómo se plantea y se resuelve matemáticamente?

Excelente pregunta. Vamos a profundizar paso a paso en **cómo se plantea y se resuelve matemáticamente** el problema de optimización que enfrenta un **solver de MPC no lineal (NMPC)**.

---

## □ 1. Planteamiento del problema matemático (NLP)

El problema se plantea como un **problema de optimización no lineal restringido (NLP)**, donde se desea encontrar la secuencia de controles  $\{u_0, u_1, \dots, u_{N-1}\}$  que minimiza un costo sujeto a restricciones dinámicas y físicas.

### □□ Formulación estándar (discreta):

$$\min_{\{x_k, u_k\}} J = \sum_{k=0}^{N-1} \ell(x_k, u_k) + \ell_f(x_N) \quad \min_{\{x_k, u_k\}} \quad J = \sum_{k=0}^{N-1} \ell(x_k, u_k) + \ell_f(x_N)$$

sujeto a:

1. **Dinámica del sistema** (no lineal):

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k), \forall k = 0, \dots, N-1 \quad x_{k+1} = f(x_k, u_k), \quad \forall k = 0, \dots, N-1$$

2. **Restricciones de estado y control:**

$$x_k \in X \subset \mathbb{R}^n, u_k \in U \subset \mathbb{R}^m \quad x_k \in X \subset \mathbb{R}^n, \quad u_k \in U \subset \mathbb{R}^m$$

3. **Condición inicial:**

$$x_0 = x_{\text{medido}} \quad x_0 = x_{\text{medido}}$$

---

# □ 2. Discretización del sistema dinámico

El modelo continuo  $\dot{x}(t) = f(x(t), u(t))$  se **discretiza** en el tiempo usando algún método de integración:

- **Euler explícito:**

$$x_{k+1} = x_k + \Delta t \cdot f(x_k, u_k)$$

- **Runge-Kutta** (RK4 es muy común en NMPC):

$$x_{k+1} = \Phi(x_k, u_k)$$

Esto convierte el modelo en un conjunto de **igualdades algebraicas no lineales**.

---

# □ 3. Reescritura como NLP (con todas las variables)

Una vez discretizado, se agrupan todas las variables:

- Variables de decisión:

$$z = \{x_1, \dots, x_N, u_0, \dots, u_{N-1}\}$$

- Función objetivo:

$$J(z) = \sum_{k=0}^{N-1} \ell(x_k, u_k) + \ell_f(x_N)$$

- Restricciones de igualdad:

$$h(z) = x_{k+1} - f(x_k, u_k) = 0$$

- Restricciones de desigualdad:

$$g(z) \leq 0 \quad (\text{por ejemplo, límites en } x_k, u_k)$$

Entonces, el problema se convierte en:

$$\min_z J(z) \quad \text{sujeto a } \begin{aligned} h(z) &= 0 \\ g(z) &\leq 0 \end{aligned}$$

# □ 4. Resolución del problema (técnicas)

Este NLP se resuelve con métodos de **optimización numérica no lineal**, como:

## □□ Métodos de punto interior (IPM)

- Utilizados por **IPOPT, CasADi, FORCES Pro**.
- Introducen penalizaciones logarítmicas para desigualdades.
- Convierten el problema a un problema KKT (Karush-Kuhn-Tucker).
- Iterativamente resuelven sistemas lineales para actualizar  $z$ .

## □□ SQP (Sequential Quadratic Programming)

- Aproximan el NLP por una **QP (programación cuadrática)** en cada iteración.
- Usan linealización de restricciones y cuadratización del costo.
- ACADO y algunas implementaciones en C usan este método.

---

# □ 5. Condiciones de optimalidad (KKT)

Para el óptimo  $z^*$ , se deben cumplir las **condiciones KKT**:

1. **Gradiente nulo del lagrangiano:**

$$\nabla_z L(z^*, \lambda^*, \mu^*) = 0$$

2. **Restricciones primales:**

$$h(z^*) = 0, g(z^*) \leq 0$$

3. **Multiplicadores duales:**

$$\mu^* \geq 0, \mu_i^* g_i(z^*) = 0 \text{ (complementariedad)}$$

# Receding Horizon (horizonte móvil)

Una vez resuelto el problema:

1. Se **aplica solo el primer control óptimo**  $u_0^*$ .
  2. Se **mide** el nuevo estado del sistema.
  3. Se **replantea y resuelve** el problema nuevamente con el nuevo  $x_0$ .
- 

## Ejemplo ilustrativo (simplificado)

Supongamos un sistema no lineal:

$$x_{k+1} = x_k + \Delta t (x_k^2 + u_k)$$

Costo:

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} (x_k^2 + u_k^2)$$

Restricciones:

- $-1 \leq u_k \leq 1$
- $x_0 = 1$

Esto se discretiza, se plantea como NLP, y se resuelve numéricamente (por ejemplo, usando IPOPT o CasADi).

---

¿Te gustaría que resolviera este ejemplo con código para verlo en práctica? ¿O prefieres explorar un sistema realista como el péndulo invertido o un robot móvil?

***¿Que son igualdades algebraicas no lineales y como se resuelven? ¿Que metodos numericos existen?***

Muy buena pregunta. Vamos por partes para entender **qué son las igualdades algebraicas no lineales, cómo se resuelven, y qué métodos numéricos existen.**

---

# □ ¿Qué son igualdades algebraicas no lineales?

Son **ecuaciones en las que intervienen variables relacionadas a través de funciones no lineales**, y **no contienen derivadas** (a diferencia de ecuaciones diferenciales).

## □□ Definición formal:

Una **igualdad algebraica no lineal** tiene la forma:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$$

donde:

- $f$  es **no lineal** (ej. contiene términos como  $x^2, \sin(x), e^x, x \cdot y, x^2, \ln(x), e^x, x \cdot y$ , etc.)
- $x_1, \dots, x_n$  son las variables desconocidas a resolver.

## □□ Ejemplos:

- $x^2 + y^2 - 1 = 0$  → ecuación de un círculo.
- $\sin(x) + x \cdot y - 3 = 0$
- $e^x + \ln(y) - 5 = 0$

En contextos como el **NMPC**, estas igualdades suelen representar:

- Las **restricciones de dinámica discretizada**:  
Ej:  $x_{k+1} = f(x_k, u_k) \Rightarrow x_{k+1} - f(x_k, u_k) = 0$

# □ ¿Cómo se resuelven?

El objetivo es **encontrar los valores de las variables** que satisfacen simultáneamente todas las ecuaciones:

Encontrar  $x \in \mathbb{R}^n$  tal que  $f_i(x) = 0, i = 1, \dots, m$  *Encontrar }  $x \in \mathbb{R}^n$  tal que }  $f_i(x) = 0, \quad i = 1, \dots, m$*

Esto se llama un **sistema de ecuaciones no lineales**.

---

# ☐ Métodos numéricos para resolverlas

Dado que la mayoría de estas ecuaciones **no tienen solución analítica**, usamos métodos numéricos **iterativos**.

## ☐☐ **Método de Newton-Raphson**

Es el más clásico y usado.

Idea básica (1 variable):

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$$

Multivariable (sistema no lineal):

$$x_{k+1} = x_k - J_f(x_k)^{-1} f(x_k)$$

- $J_f(x_k)$ : jacobiano de  $f$  evaluado en  $x_k$
- Se resuelve un sistema lineal en cada iteración:  
 $J_f(x_k) \cdot \delta x = -f(x_k), x_{k+1} = x_k + \delta x$

☑ **Ventajas:**

- Rápida convergencia (**cuadrática**) cerca de la solución.

⚠ **Desventajas:**

- Necesita una buena estimación inicial.
  - Necesita el **jacobiano** (matriz de derivadas), que puede ser costoso de calcular.
-

# 2 Métodos de Newton modificados o cuasi-Newton

Usan una aproximación del Jacobiano:

- Broyden's method
- DFP, BFGS (usados en optimización)

Estos reducen el coste computacional cuando  $Jf_x$  es difícil de obtener.

---

# 3 Métodos de punto fijo (fixed-point iteration)

Si puedes reescribir la ecuación como:

$$x = g(x)$$

entonces iteras:

$$x_{k+1} = g(x_k)$$

□ Simple, pero depende de que  $g$  sea contractivo.

---

# 4 Métodos de homotopía o continuación

Resuelven una familia de problemas que conecta uno fácil con el problema original.

$$H(x, \lambda) = (1 - \lambda) \cdot f_0(x) + \lambda \cdot f(x)$$

Se empieza con  $\lambda = 0$ , y se avanza hasta  $\lambda = 1$ .

□ Útiles cuando el sistema tiene múltiples soluciones o es difícil de resolver directamente.

---

# □ En práctica: ¿cómo se aplican en MPC?

En MPC no lineal:

- Las **igualdades no lineales** que surgen de la dinámica se **incluyen como restricciones** en el problema de optimización.
  - El **solver del NLP** (como IPOPT, SNOPT, etc.) internamente resuelve estos sistemas con **Newton-Raphson** o variantes (ej. SQP o IPM), cada vez que necesita evaluar la factibilidad o buscar una dirección de descenso.
- 

## □□ Ejemplo breve (Newton en 2 variables)

Queremos resolver:

$$\{x^2 + y - 37 = 0 \quad x - y^2 - 5 = 0\} \begin{cases} x^2 + y - 37 = 0 \\ x - y^2 - 5 = 0 \end{cases}$$

Pasos:

1. Definir  $f(x,y) = \begin{bmatrix} x^2 + y - 37 \\ x - y^2 - 5 \end{bmatrix}$
  2. Calcular su Jacobiano:  
 $J = \begin{bmatrix} 2x & 1 \\ 1 & -2y \end{bmatrix}$
  3. Iterar usando Newton hasta que  $\|f(x,y)\|$  sea pequeño.
- 

¿Te gustaría ver esto resuelto paso a paso con código (Python/NumPy) o con una herramienta como **CasADi** para usarlo en MPC?