

Trabajo integrador: Problema inverso de transferencia de calor^{*}

Dr. Ing. Benjamin A. TOURN - Ing. Carlos G. MASSOBRIO

Martes 22 de Octubre - B52024

1 Enunciado

En la actualidad, los métodos CFD estándar permiten incluir, en el *pipeline* de simulación, condiciones de borde térmicas arbitrarias o distribuciones de temperatura arbitrarias impuestas en una región caliente con muy buena precisión y en dominios de complejidad geométrica de nivel industrial. Sin embargo, en aplicaciones de transferencia de calor reales, a diferencia de lo que ocurre con el campo de velocidad, las condiciones de borde térmicas no son conocidas con precisión. Esto conduce a un problema de valores de borde mal colocado para la ecuación de energía, que no puede ser resuelto por dichos métodos CFD. Sin embargo, el uso de estrategias de Deep Learning informadas por física (por ejemplo, PINN) puede contribuir a hallar la solución a este problema mal colocado [1].

Considere un problema de transferencia de calor bidimensional de convección mixta alrededor de un cilindro. La descripción matemática de este problema incluye las ecuaciones de gobierno de Navier-Stokes incompresibles y la ecuación de temperatura:

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla) \theta = \frac{1}{Pe} \nabla^2 \theta, \quad (1.1a)$$

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla) \mathbf{u} = -\nabla p + \frac{1}{Re} \nabla^2 \mathbf{u} + Ri \theta, \quad (1.1b)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (1.1c)$$

donde θ , $\mathbf{u} = (u, v)^T$ y p son los campos de temperatura, velocidad y presión adimensionales, respectivamente. Asimismo, Pe , Re y Ri son los números adimensionales de Péclet, Reynolds y Richardson, respectivamente. El objetivo es inferir tanto las condiciones de borde térmicas desconocidas como los campos del flujo en cualquier punto del dominio, basado en algunas mediciones de temperatura disponibles en el dominio. La figura 1 muestra esquemáticamente la situación descrita. Cai y co-autores [2] plantearon un caso similar al aquí mostrado, por lo que se sugiere revisar en detalle tal referencia.

2 Dataset

Se realizó una simulación del problema en cuestión mediante un método no especificado, en un dominio definido en $[-7,5D, 22,5D] \times [-10D, 10D]$, donde D es el diámetro del cilindro cuyo centro se ubica en $(0, 0)$. Se asume que la superficie del cilindro es una pared sin deslizamiento (*no-slip*) ni penetración, mientras que su temperatura se considera constante. Los números adimensionales se establecen como $Pe = 71$, $Re = 100$ y $Ri = 1,0$. El término de fuerzas en las ecuaciones de momento actúa en la dirección $-y$.

^{*}Basado en la contribución del Dr. Shengze Cai de la Zhejiang University para curso NVIDIA Modulus

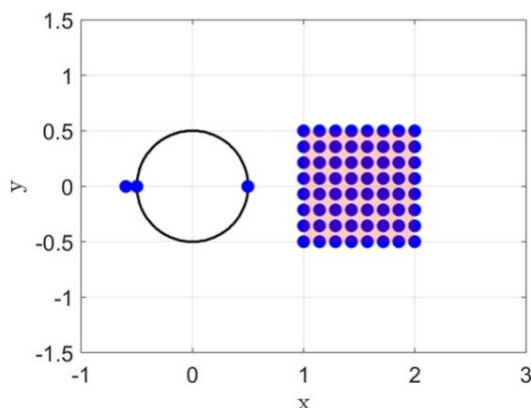


Figura 1: Convección mixta en un fluido a través de un cilindro caliente. Termometría de imágenes de partículas digitales mide la temperatura en un área representada por un rectángulo rojo con una grilla de 8×8 .

Durante la simulación se registran los campos de temperatura, velocidad, presión y vorticidad con un paso de tiempo $\Delta t = 0,1$. Hay 214 instantáneas en total, y cada una consiste en 46200 nodos sobre el dominio. Todos los datos son guardados como matriz en el archivo denominado “nektar_vort2d_Re100Ri1.dat”. La estructura de los datos en el archivo se muestra en la figura 2. Cada fila en la matriz representa un nodo en la simulación, y bloques contiguos compuestos por 46200 filas contienen los datos de una instantánea. Las columnas de la matriz son siete: $(x, y, u, v, p, \theta, \omega)$.

Snapshot #	Row #	Data matrix						
		x	y	u	v	p	θ	ω
1	1	-	-	-	-	-	-	-
	\vdots				\vdots			
	46200	-	-	-	-	-	-	-
2	46201	-	-	-	-	-	-	-
	\vdots							
	92400	-	-	-	-	-	-	-
\vdots	\vdots							\vdots

Figura 2: Estructura de datos en “nektar_vort2d_Re100Ri1.dat”.

3 Actividades

1. Inferir condiciones de borde térmicas desconocidas de convección mixta mediante PINN, con el fin de poder explotar tanto la disponibilidad de datos rotulados como las ecuaciones de gobierno.
2. Ubicación inteligente de sensores. Luego de actividad planteada en el ítem anterior, encontrar la respuesta a la siguiente interrogante: ¿Cuántos sensores se requieren para inferir tal condición de borde de manea precisa (digamos, error $< 10\%$) y cómo ubicar de manera óptima los sensores?

Referencias

- [1] Maziar Raissi, Paris Perdikaris, and George E Karniadakis. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational physics*, 378:686–707, 2019.
- [2] Shengze Cai, Zhicheng Wang, Sifan Wang, Paris Perdikaris, and George Em Karniadakis. Physics-informed neural networks for heat transfer problems. *Journal of Heat Transfer*, 143(6):060801, 2021.