

2차원 사각주 주위 유동의 플라즈마 능동제어에 대한 연구

파라스코비아 콜레소바* · 무스타파 요시프* · 임희창*,†

Active control of flow around a 2D square cylinder using plasma actuators

Paraskovia Kolesova*, Mustafa G. Yousif*, and Hee-Chang Lim*,†

Abstract This study investigates the effectiveness of using a plasma actuator for active control of turbulent flow around a finite square cylinder. The primary objective is to analyze the impact of plasma actuators on flow separation and wake region characteristics, which are critical for reducing drag and suppressing vortex-induced vibrations. Direct Numerical Simulation (DNS) was employed to explore the flow dynamics at various operational parameters, including different actuation frequencies and voltages. The proposed methodology employs a neural network trained using the Proximal Policy Optimization (PPO) algorithm to determine optimal control policies for plasma actuators. This network is integrated with a computational fluid dynamics (CFD) solver for real-time control. Results indicate that this deep reinforcement learning (DRL)-based strategy outperforms existing methods in controlling flow, demonstrating robustness and adaptability across various flow conditions, which highlights its potential for practical applications.

Key Words : DNS (직접수치모사), DRL (심층 강화학습), PPO (Proximal Policy Optimization), finite square cylinder (유한사각주), flow control (유동제어)

1. 서론

유체의 유동제어는 항공우주, 자동차, 에너지 시스템 등 다양한 산업과 엔지니어링 분야에서 중요한 역할을 한다. 또한, 유동제어를 통해 박리지연, 천이지연, 항력감소, 열 전달 향상, 난류 증가, 양력 증가, 소음 억제 등의 다양한 목적으로 사용될 수 있다⁽¹⁾. 이를 위해 정사각주 주위 유동을 직접수치모사(DNS)를 이용하여 모사하

고, 후류유동을 제어하기 위하여 사각주 주위에 플라즈마 작동기를 모델링하여 억제특성을 확인하였다. 레이놀즈 수가 점점 증가함에 따라 층류박리버블(LSB), 천이 및 난류 재부착과 같은 흥미로운 유동특성들이 나타난다⁽²⁾. 낮은 Re 수에서의 유동은 안정적이고 대칭적이지만, Re 수가 증가함에 따라 유동은 불안정하고 비대칭적으로 변하며, 이는 원주의 유동불안정성을 초래한다⁽³⁻⁶⁾. 실제 물체주위 유동에서 발생하는 박리특성은 항력 증가와 양력 감소를 일으키는 주요 원인이므로, 이를 억제하는 기술을 개발하는 것이 공기역학적 효율향상을 위하여 중요하다고 판단된다⁽⁷⁻⁹⁾.

기계학습관련 기존연구들은 우선 차수감소

† School of Mechanical Engineering, Pusan National University, Busan, Republic of Korea, Professor
E-mail: hclim@pusan.ac.kr

* School of Mechanical Engineering, Pusan National University, Graduate student

모델링, 난류유동예측, 난류모델링 및 난류유동의 초해상도 재구성과 같은 유동해석 문제에 기계학습을 적용하여 그 응용성을 확인한 바 있다.⁽¹⁰⁻¹⁶⁾ 이에 반해 유동제어에 기계학습, 즉 심층강화학습 (DRL)과 심층신경망 (DNN)이 결합된 기법들이 실제적 문제들에 적용할 가능성이 커지고 있다. 특히, 2차원 원주 주위의 유동 ($Re_c = 3,000$)에 대해 소형 합성제트를 이용한 능동제어를 시도하여 효과적 유동제어에 대한 시도들이 있었다⁽¹⁷⁻²²⁾. 또한, 심층신경망을 기반으로 표면 제트를 활용하여 2차원 원주유동의 제어, 후류유동제어 및 익형후류 제어 등 다양한 난류유동의 제어 측면에서 다양한 결과들이 최근 제시되고 있다.⁽²³⁻²⁵⁾

본 연구에서는 정사각주 주위 와류유동을 억제하기 위하여 플라즈마 작동기를 모사하고 와류유동의 특성을 심층강화기법을 기반으로 한 학습과 그 제어를 통하여 와류유동의 억제 효과를 확인하고자 한다. 본 연구에서는 유한 정사각주 주위 유동을 유전체 장벽 방전 (DBD, Dielectric Barrier Discharge) 플라즈마 작동기를 이용하여 와류유동을 억제하고자 한다,

2. 연구방법

2.1 플라즈마 작동기의 수치모델

유전체 장벽 방전(DBD) 원리를 기반으로 작동하는 플라즈마 작동기는 그림 1과 같이 구성된다. 그림에서 일반적인 단일 DBD 플라즈마 작동기의 구성은 유전체 층으로 분리된 두 개의 전극으로 이루어져 있다⁽²⁶⁾. 양 전극에서 고전압이 가해질 때, 이들은 비열적 플라즈마 방전을 생성하여 유체 내에서 운동량 전달을 유도하고 유동제어가 가능하다.

플라즈마 작동기의 체적력을 모사하기 위하여 일반적으로 사용되는 두 가지 단순화된 수치 모델은 Shyy 모델과 Suzen 모델이다.⁽²⁷⁻²⁹⁾ 2002년 Shyy 등에 의해 제안된 Shyy 모델은 플라즈마 작동기를 얇은 보호층으로 둘러싸인 이온화된 가스의 체적력으로 표현하는 단순화된 모델

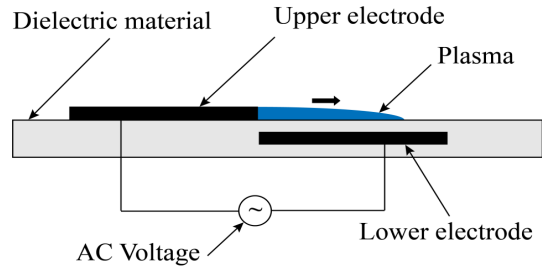


Fig. 1. Configuration of DBD plasma actuator

이다. Shyy 모델은 다양한 운영 조건에 대해 플라즈마 작동기의 동작을 정확하게 예측하지만, 그 단순함으로 인해 유기된 유동을 모델링하는 측면에서는 정확도가 떨어지는 것으로 알려져 있다. 그러나, Suzen 등 모델은 플라즈마 작동기와 유동장 사이의 상호작용을 시뮬레이션하는 보다 정확한 모델로 판단된다. 플라즈마 작동기의 체적력은 아래와 같은 식으로 표현된다.

$$\vec{f} = (-\nabla\phi^*(x))\phi_c^{\max}\rho_c^*(x)\rho_c^{\max} \quad (1)$$

여기서 ϕ^* 와 ρ_c^* 는 해당 변수의 최대값인 ϕ_c^{\max} 와 ρ_c^{\max} 를 이용하여 무차원화시킨 전하밀도와 전위차를 각각 나타낸다. 수치해석을 통해 구현된 모델을 검증하기 위해, ρ_c^{\max} 와 λ_d 값은 기존 실험결과⁽³⁰⁾를 통해 경험적으로 얻어내었다. 일반적 단일 DBD 플라즈마 작동기의 순간 속도 등고선 및 해석을 통한 전기 포텐셜 등고선은 그림 2에 제시되어있다. 적용된 AC 전압

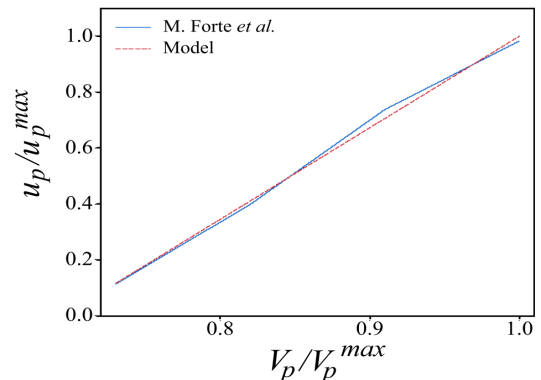


Fig. 2. Plasma actuators induced velocity magnitude

범위 $V_p/V_p^{\max} \in [0.7; 1.0]$, 여기서 $V_p^{\max} = 11,000kV$ 및 $u_p^{\max} = 2m/s$ 로 설정되었다.

2.2 PPO (Proximal Policy Optimization) 모델

본 연구에서는 심층강화학습기반 능동유동제어를 통해 정사각주 주위 후류유동을 억제하고자 한다. 그림 3의 개략도에서 볼 수 있듯이, 에이전트는 환경에서 받는 피드백을 기반으로 유동을 제어하는 결정을 내리도록 학습한다. 환경은 유체유동에 대해 2차원 직접수치모사(DNS)로 표현되며, 에이전트는 행동 a_t 를 취하고 그 결과로 나타나는 상태 s_t 와 보상 r_t 를 확인하면서 상호데이터를 교환한다. 에이전트의 목표는 시간이 지남에 따라 보상을 극대화하는 정책을 학습하는 것이며, 이는 유동제어를 실현한다고 할 수 있다.

능동유동제어를 위해 심층강화학습의 중요한 부분 중 하나는 고차원의 복잡한 유동특성을 고려해야 하는 것이다. 본 연구에서는 심층강화학습의 최적화를 위해 PPO 기반 에이전트가 사용되었다. PPO는 연속적인 행동 공간을 처리할 수 있는 안정성과 능력으로 잘 알려져 있으며, 이는 연속적인 제어 행동을 포함하는 능동제어기법에 적합하다. PPO는 정책 기울기 알고리즘에 속하며, 이 모델은 장기보상 함수 $R(t) = \sum_{i>t} \gamma^i r_i$ (여기서, γ 는 할인 요소이며 그 범위는 0과 1 사이)를 최대화하는 최적의 정책 $\pi^*(a_t | s_t)$ 를 얻고자 하는 것이다. 정책 기울기를 구하는 학습을 위해 다음과 같이 최대 보상을 얻어야 한다:

$$R_{\max} = \max_{\theta} E \left[\sum_{t=0}^H R(s_t) | \pi_{\theta} \right], \quad (2)$$

여기서, π_{θ} 는 정책함수이며, θ 는 ANN의 가중치를 나타내고, s_t 는 시스템의 상태를 나타낸다.

본 연구에서는 모델의 안정성을 향상시키기 위해 재생 메모리 버퍼 기법⁽³¹⁾을 사용하였다. 특히, 이 기법의 무작위 부분 집합을 활용하여,

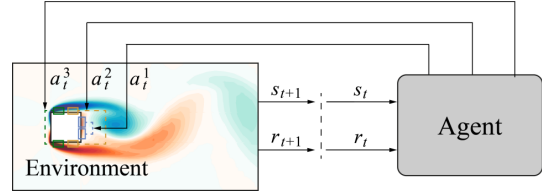


Fig. 3. Schematic of reinforcement learning loop

ANN이 상관관계가 거의 없는 데이터에 대해 경사 하강법을 수행할 수 있도록 하였다. 또한, DRL 알고리즘을 구현하기 위해 오픈소스 라이브러리인 TensorFlow를 사용하였다.

2.3 DNS 수치해석환경

본 연구에서는 정사각주에서의 비압축성 난류유동장의 분석을 위해 2차원 직접수치모사(DNS)가 수행되었다. 유동장의 경우 저레이놀즈 수의 영역인 층류 상태를 재현하였다. 본 연구에 적용된 연속 방정식과 운동량 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla \cdot \vec{u} &= 0 \\ \frac{\partial \vec{u}}{\partial t} + \nabla \cdot (\vec{u} \vec{u}) &= -\nabla p + \nabla \cdot (\nu \nabla \vec{u}) + \vec{f} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 \vec{u} 는 속도 벡터, t 는 시간간격, p 는 단위밀도당 압력, 그리고 \vec{f} 는 플라즈마 작동기의 이온화 효과를 포착하기 위해 사용된 소스 항목의 체적힘을 나타낸다. 앞에서 설명된 방정식들은 모드 해석 코드에 구현하였다. 항력 계수(C_D), 양력 계수(C_L), 압력 계수(C_p), St 수(St), 그리고 무차원 벽간격 (y^+)는 각각

$$C_D = \frac{F_D}{0.5\rho U_{\infty}^2 D^2}, \quad C_L = \frac{F_L}{0.5\rho U_{\infty}^2 D^2},$$

$$C_p = \frac{p - p_{\infty}}{0.5\rho U_{\infty}^2}, \quad St = \frac{fD}{U_{\infty}}, \quad \text{그리고 } y^+ = \frac{yu_{\tau}}{\nu}$$

로 정의된다. 여기서 F_D 는 항력, F_L 은 양력, p_{∞} 는 자유단 압력, f 와우출 주파수, u_{τ} 는 마찰속도, y 는 벽으로부터의 절대거리, 그리고 ρ 는 밀도를 나타낸다.

2.4 사각주 수치해석 도메인

수치해석에 사용된 도메인의 자유단 속도와 사각주의 크기에 기반한 레이놀즈 수 $Re_D = 100$ 이며, 동점성계수 $\nu = 1.5 \times 10^{-5} m^2/s$ 이다.

그림 4에 나타난 계산 영역의 개략도에서 모델의 유선 방향과 측방향 크기는 각각 $L_x = 25D$ 이고 $L_y = 20D$ 로 설정하였다. 사각주 중심으로부터 상류 및 하류 경계까지의 거리는 각각 $L_u = 9D$ 이고 $L_d = 16D$ 이다. 수치해석계산은 격자생성기 Cubit (Sandia lab)을 사용하여 생성된 정렬격자를 이용하였으며, 사각주 주변에서 보다 조밀한 격자를 만들어 총 35,200 개의 셀을 생성하였다. 해석의 수렴에 도달한 후 20초동안의 해석시간에 대해 얻은 시간 평균화된 무차원 계수들을 계산하였다. 또한, 다양한 크기의 격자를 이용하여 격자의 수렴성이 검증되었다 (Table 1 참조).

Table 1 Salient parameters of domain meshes

Mesh	No of Cells	No of points	Wall-normal expansion ratio	y^+
Coarse	28,687	58,602	1.2	0.4
Medium	36,143	73,572	1.15	0.37
Fine	49,541	100,486	1.12	0.37

해석결과와 기존 결과와의 비교는 Table 2에 나타내었다. 특히, 해석에 사용한 시간 간격은 $1 \times 10^{-4} s$ 이며, 경계 조건의 경우, 계산 영역의 상부와 하부에는 미끌림 경계 조건(Γ_{sw})이 지정되고, 실린더 벽에는 점착조건(Γ_w) 조건이 적용

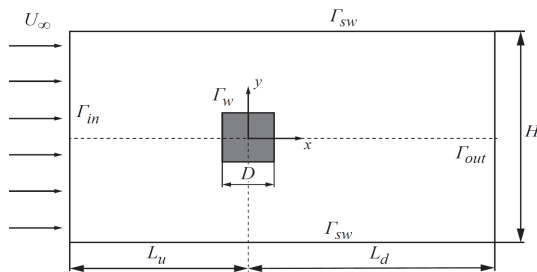


Fig. 4. Schematic of the computational domain

되었다. 입구에서는 균일 유입 속도(Γ_{in})와 출구에서는 압력 출구(Γ_{out}) 경계 조건을 사용하였으며 수치해석 모델링의 경우 압력과 속도가 서로 결합된 PIMPLE 알고리즘을 사용하는 오픈소스 CFD 코드인 OpenFOAM-6.0을 이용하였다.

Table 2 Validation of mesh independence

Case	C_{Lrms}	$\overline{C_D}$	St
Coarse	0.174	1.495	0.144
Medium	0.173	1.495	0.145
Fine	0.173	1.495	0.145
Sen 등(35)	0.193	1.530	0.145
Sohankar 등(36)	0.156	1.480	0.146

본 연구에서는 시간 및 공간의 이산화를 위해 오일러 기법과 가우스 선형화 기법을 사용하였다. 또한, 수치 계산의 수렴 및 해의 안정성을 향상시키기 위해 압력장과 속도장에 대한 특정 완화 계수(relaxation factors)를 적용하였으며, nCorrector를 2로 설정하였다.

2.5 심층강화학습 모델

본 연구에서 사용된 심층강화학습 모델의 개략도는 앞서 그림 3에 나타나 있으며, 수치환경 (Env)에 놓인 정사각주에 대한 해석조건으로 진행하였다. 최적의 학습 방법으로 유동제어의 기법을 학습하기 위해 앞서 언급된 PPO 알고리즘⁽³²⁾을 사용하였다. 수치해석 환경은 앞서 설명된 정사각주 주변 유동에 대해 DNS로 진행하였다. 기계학습은 512개의 완전 연결된 뉴런으로 구성되어 있으며, 이로 인해 대략 300,000개의 훈련 가능한 매개변수가 생긴다. 기계학습모델에서 사용된 보상함수는 아래와 같다.

$$r_t = -(|C_D| + 0.4 \langle |C_L| \rangle_T) \quad (2)$$

여기서 $\langle |C_L| \rangle_T$ 는 한 와유출 주기와 동일한 시간에 대한 이동 평균을 나타낸다. 기계학습은 보상 r_t 를 최대화함과 동시에 항력 계수 C_D 와

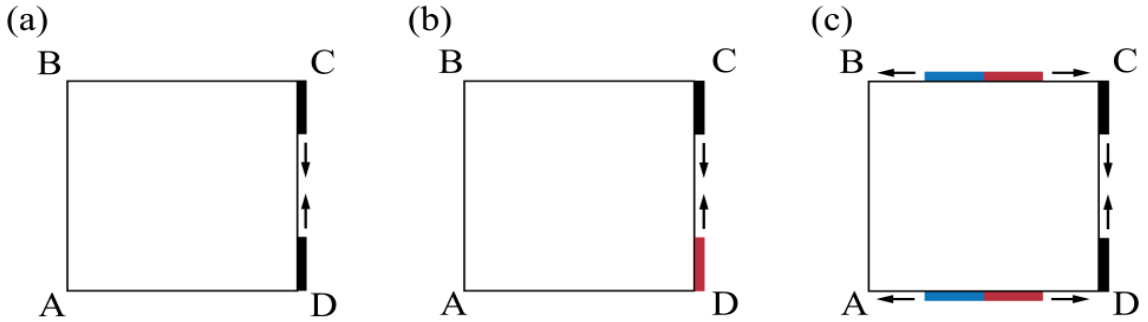


Fig. 5. Configuration of a 2D square cylinder with plasma actuators: (a) Case 1; (b) Case 2; (c) Case 3

양력 계수 C_L 을 최소화하도록 학습된다.

학습 과정은 그림 5에 표시된 바와 같이 레이놀즈 수(Re_D) 100과 180에서 각각 세 가지 다른 플라즈마 작동기의 설치에 대한 구성을 하였다.

본 연구에서는 플라즈마 작동기의 구성과 관련하여 기존연구 중 Anzai 등의 연구⁽³⁴⁾에 기반을 두었다. 특히, 플라즈마 작동기가 정사각주의 배면에 배치될 경우 그 효과가 비선형과 선형적은 거동으로 나타난 것을 확인하였다. 유동 거동특성의 변화확인을 위하여 다음의 3가지 서로 다른 Case를 정의하고, 그 특성 확인이 중요하다고 판단된다.

첫 번째 (Case 1)는 정사각주 배면에 위치한 플라즈마 작동기를 한 쌍의 동일한 AC부하를 사용하여 학습하였다. 두 번째는 앞서와 유사하지만 두 개의 서로 다른 AC부하를 적용하였다. 마지막으로 세 번째는 정사각주의 상단, 하단 및 배면에 위치한 세 쌍의 플라즈마 작동기를 모두 학습에 사용하였다. 또한, 보다 원활한 유동제어를 보장하고 불규칙하게 변하는 것을 방지하기 위해 연속적 제어방식을 사용하였으며, 마지막으로 각 액션을 부여하는 제어는 이전단계의 AC 전압의 진폭을 기반 업데이트하였다.

학습 과정 중 계산시간/비용을 줄이기 위해 적용되는 각 액션시간 Δt 는 와류출주기의 약 11%에 해당하는 일정한 값으로 설정되었으며, 이는 기존 Rebault 등⁽¹⁷⁾의 방법보다 높게 설정되었으나, 본 연구에서는 보다 효과적인 것으로 나타났다. 따라서, 학습 과정의 한 에피소드에서 수행된 액션의 수는 $Re_D = 100$ 인 경우 두 와

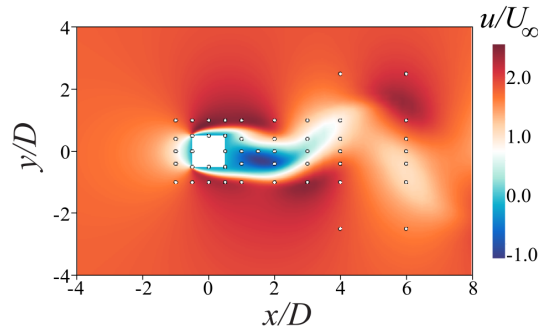


Fig. 6. Location of the sampled probes

류출 주기에相当하는 20으로 감소되었다.

본 연구에서는 와류출에 따른 유동상태의 확인은 그림 6에서 볼 수 있듯이 압력센서를 기존의 선해연구기반의 시행착오법을 통해 핵심적인 위치를 선정하여 설치함으로써 그 정보를 얻어내었다. 정사각주의 경우, 도메인 내 설치된 총 49개의 센서가 결정되어 심층강화학습 에이전트에게 정확한 정보를 제공할 수 있도록 하였다.

3. 연구결과 및 토의

3.1 정사각주 유동특성 및 심층강화학습 효율

학습 과정의 특성은 그림 7에 나타내었으며, 훈련 과정은 450 에피소드에 걸쳐 진행되고 보상 함수는 200 에피소드 내에 수렴된다. 본 연구에서 사용된 제어기법은 정사각주의 항력의 변화에 대해 학습과정을 보상값들은 음수에서 제로로 증가하는 현상을 보여주고 있다⁽²³⁾. 또한 항력의 변화도 음수에서 0으로 감소되고 있는

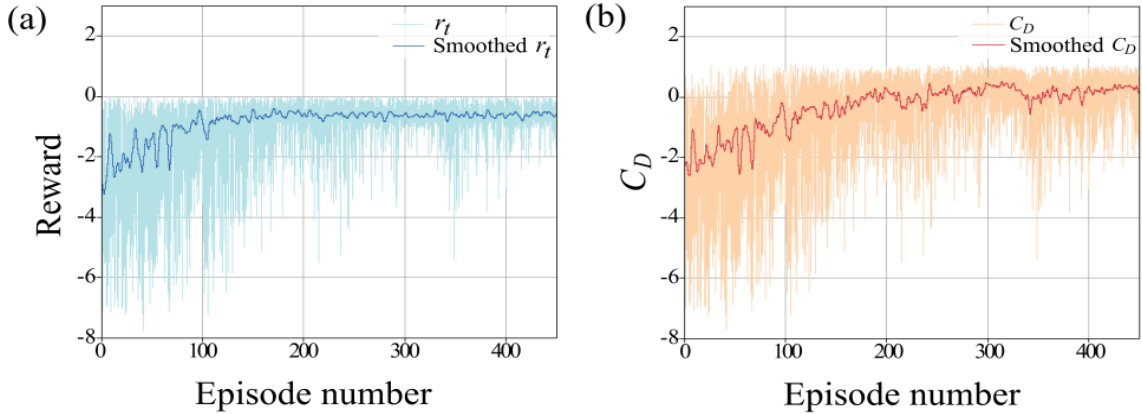


Fig. 7. Illustration of the training process: (a) profiles of reward (instantaneous and averaged); (b) drag coefficient (instantaneous and averaged)

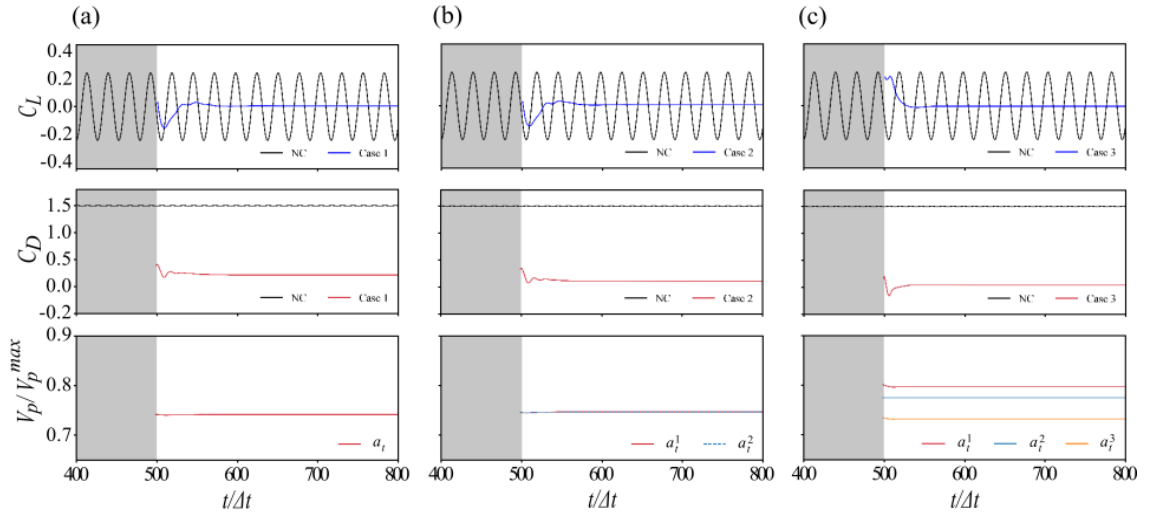


Fig. 8. Evolution of the instantaneous drag coefficient, lift coefficient, and applied actions at $Re_D=100$: (a) Case 1; (b) Case 2; (c) Case 3

것을 확인할 수 있다.

본 모델의 특성의 확인을 위하여 유사한 조건에서의 레이놀즈 수 $Re_D = 100$ 의 경우에 대해 기존 실험을 통해 자료를 확보하였다. 모든 물성들은 하나의 액션주기 Δt , 정사각주 직경 D , 자유단속도 U_∞ , 최대 여기속도(induced speed) u_p^{max} , 그리고 부하로 사용된 AC 전압의 최대 진폭 V_p^{max} 를 사용하여 무차원화되었다. 여기서, 제어가 없는 경우는 NC로 표시하였다. NC

의 경우는 첫 20개의 와유출 주기동안에는 천이 영역으로 고려되어 무시되었다.

적용된 능동유동제어기법의 성능은 그림 7에서 나타냈으며, 여기서 검은 선은 제어되지 않은 경우(NC)를 나타내고, 컬러 선은 제어된 경우를 나타낸다. 제어기법에 대한 효과는 Case 1, Case 2, Case 3에 대해 각각 해당 열로 표시하였다. 모든 경우에서, 항력 계수의 평균 값은 각각 86%, 93%, 97% 감소하였으며, 양력의 섭동은 완전히 억제되는 것을 확인할 수 있다.

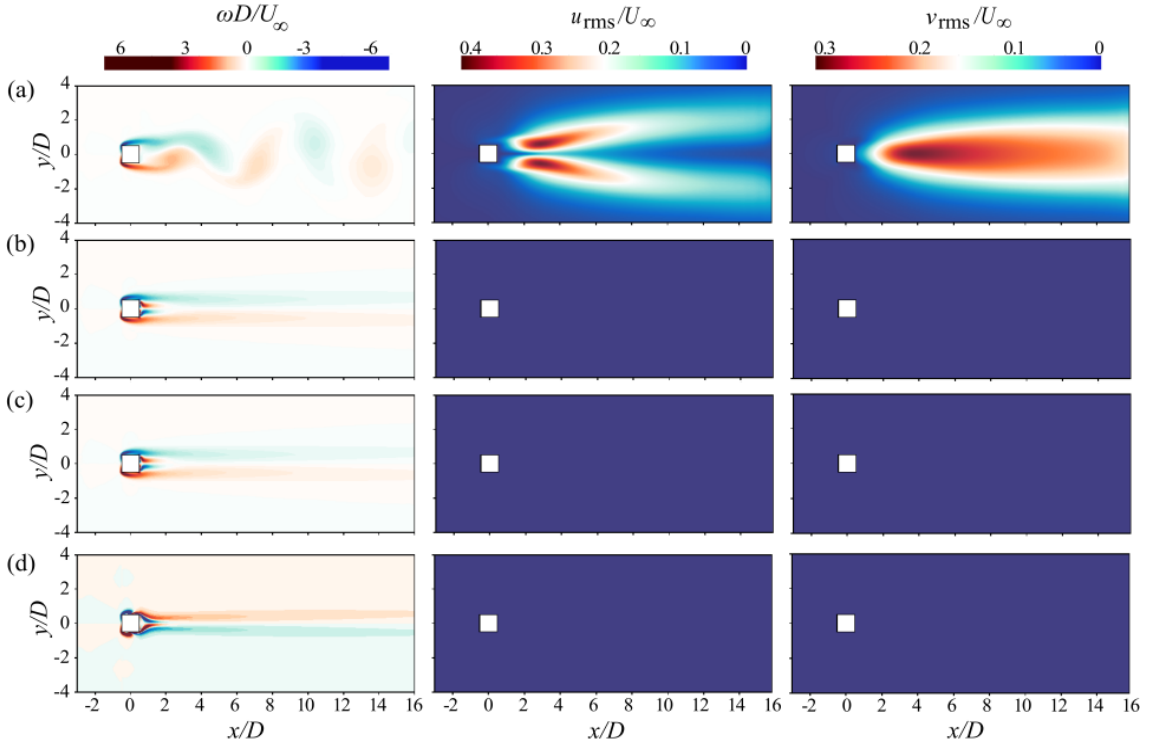


Fig. 9. Instantaneous vorticity distribution, rms streamwise velocity fluctuations, and rms transverse velocity fluctuations at $Re_D=100$: (a) Case NC; (b) Case 1; (c) Case 2; (d) Case 3

첫 번째 모델에서 부여된 액션의 진폭은 제어 후 75개의 무차원 시간 단계에서 양력 값의 변동에 완전하게 억제할 수 있음을 보여주었으며, 이는 두 번째 경우에서도 관찰되었다. 또한, 양력 및 항력 계수의 시간적 변화는 두 경우 모두에서 유사한 액션을 보여주고, 그 성능 비교가 가능하다. 특히, 두 가지 액션으로 훈련된 Case 2의 에이전트는 두 플라즈마 작동기 모두에 동일한 수준의 액션이 선택된 기법으로 수렴하였다. 이에 반해, Case 3의 경우, 에이전트가 선택한 제어기법은 제어 후 50개의 무차원 시간 단계에서 양력 변동의 완전한 억제를 달성할 수 있었다. 구체적으로, 액션 1은 가장 높은 AC 전압 진폭으로 수렴하였고, 정사각주의 배면에 위치한 한 쌍의 플라즈마 작동기에 적용되었다. 다른 한편으로, 액션 2는 중간 진폭을 참조하며, 정사각주의 상단과 하단 면의 후방 가장자리 근처에 위치한 플라즈마 작동기 쌍에 적용된다.

마지막으로, 액션 3은 가장 낮은 진폭에 해당하며, 실린더의 상단과 하단 면의 선단 가까이에 배치된 플라즈마 작동기 쌍에 관련된다.

그림 9에 제시된 결과는 제어 활성화의 전후 순간에서의 와도 분포(ω), 평균제곱근(rms) 유선방향 속도변동(u_{rms}), 그리고 평균제곱근 횡방향 속도변동(v_{rms})을 보여주고 있다. 주목할 점은, 모든 경우에 대해 와유출이 완전 억제되었으며, 양쪽의 재순환 영역이 정사각주 배면에서 대칭적으로 공간을 따라 축소되는 것을 볼 수 있다.

Case 1과 2에서는 두 작동기의 효과가 정사각주 배면 근처에서 두 개의 작은 대칭적 와류특성을 보여주고 있다. Case 3에서는 상단과 하단 표면에 인위적으로 발생된 와류 쌍이 배치된 것이 보인다. 특히, 모든 사례에서 유선방향 속도변동과 횡방향 속도변동 값들이 모두 크게 감소하여 사실상 사라지면서, 매우 효과적인 제어

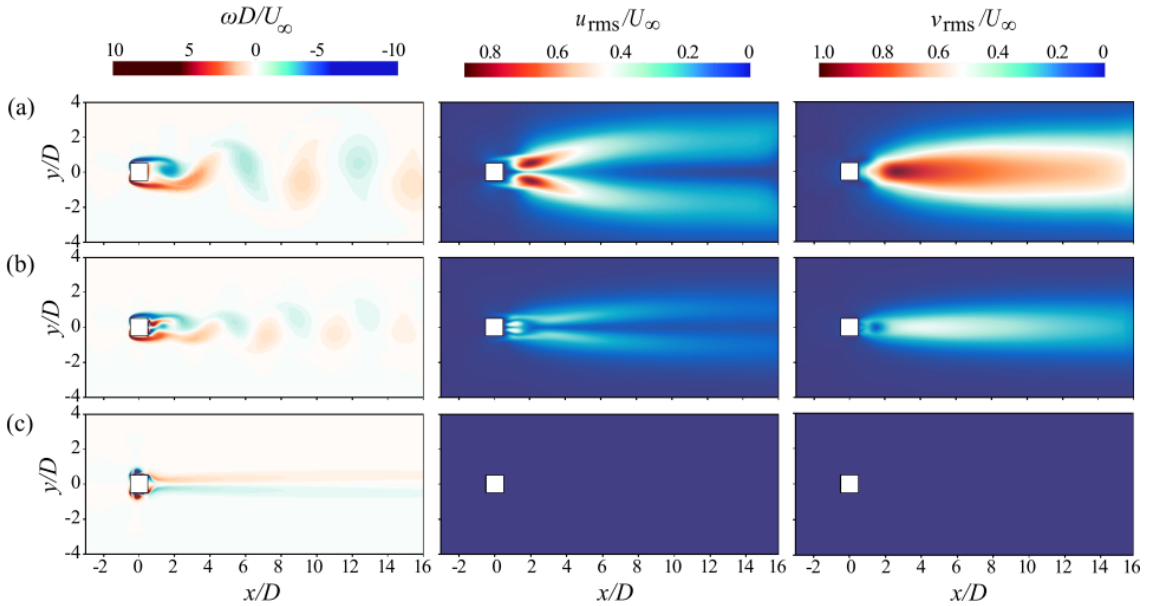


Fig. 10. Instantaneous vorticity distribution, rms streamwise velocity fluctuations, and rms transverse velocity fluctuations at $Re_D=180$: (a) Case NC; (b) Case 1; (c) Case 2; (d) Case 3

기법을 보여준다.

이러한 경향은 제어가 적용된 $Re_D = 100$ 에서 정사각주 배면의 유동 특성을 변화시키는 데 효과적임을 보여준다. Case 1과 2의 행동이 유사하고 제어 전략의 성능이 비교 가능하기 때문에, 추가적인 분석은 $Re_D = 180$ 에서 동일하게 Case 1과 3에 대해 보고자 한다.

그림 10에는 $Re_D=180$ 에 적용된 능동유동제어 기법의 성능결과를 나타내고 있다. 그 결과, 레이놀즈 수가 증가함에 따라, 정사각주 배면에만 위치한 플라즈마 작동기를 사용하여 2차원 와유출을 억제하는 것이 보다 효과적임을 보여준다(Case 1). 그러나, 평균 항력 계수는 73% 감소하여 큰 감소를 보이고 있으며, 그에 반해 그 진폭 변동성은 증가하였다. 양력 변동에 대해서는, 제어기법이 이를 80% 감소시킬 수 있었으나 완전한 억제는 이루어지지 않았다. 또한, Case 3에서는 선택된 제어기법이 평균 항력계수를 99% 감소시키고 양력변동의 완전 억제가 가능하였다.

분석 결과, $Re_D=180$ 에서 에이전트가 선택한

Case 3의 제어 전략은 $Re_D=100$ 에서의 경우와 유사하였다. 그림 10에서 제시된 바와 같이, Case 1의 와유출은 비슷하게 감소하고 Case 3에서는 완전히 제거됨을 보여주고 있다. 유선방향 속도변동과 횡 방향 속도변동 역시 Case 1에서는 크게 감소하고, Case 3에서는 사실상 사라진다.

그림 11에서 보여지는 모델의 배면 하류 중심선을 따라 압력과 유속에 대한 통계적 분석은 플라즈마 작동기를 사용한 기존의 연구결과⁽³⁴⁾에서 관찰된 것과 매우 유사한 것으로 확인된다. 결과에서 NC의 경우 검은색 실선으로 표현되며, 제어가 있는 Case 1과 3은 색깔 있는 점선으로 나타내었다. 여기서 중요한 점은, NC Case에서 배면의 평균 압력 계수($\overline{C_p}$)가 음수 값을 보이는데, 이는 유동박리를 나타내며, 이는 중심선을 따른 평균 유선 방향 속도분포(\overline{u})에서도 나타나고 있으며, 특히 재순환 구역이 존재함을 나타낸다. 또한, 제어가 이루어지고 있는 경우 재순환 영역이 상당히 억제됨을 보여주고 있다.

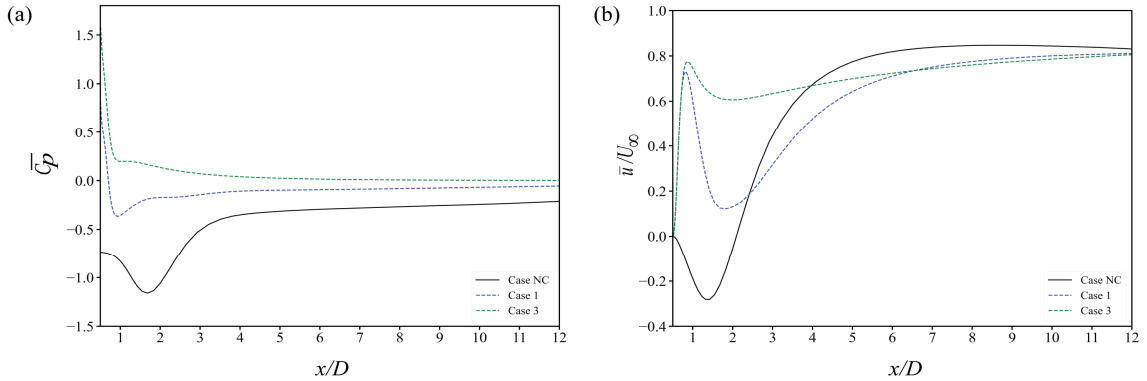


Fig. 11. Statistics on the wake centreline at mean pressure coefficient; (b) mean streamwise velocity

4. 결론

이 연구는 유동 조건의 변화에 적응하고 두 가지 Re 수에 따른 정사각주 주위의 유동에서 유동제어를 최적화할 수 있는 강인하고 신뢰할 수 있는 제어 전략을 개발하는 것이다. 특히, 플라즈마 작동기에 적용된 AC 전압의 특정 범위 내에서 작동하는 다양한 제어기법을 제시하고자 한다. 본 연구에서는 능동유동제어 연구의 맥락에서 심층강화학습을 이용하고 학습 알고리즘은 PPO를 활용하였다. 아래와 같이 요약하고자 한다.

본 연구에서는 먼저 비교적 단순한 유동장 내에 정사각주를 설치하고 그 주위의 유동에 대하여 심층강화학습 기반 플라즈마 작동기를 적용하여, 저레이놀즈 수에서 층류박리버블이 형성되는 유동특성을 확인하였다. 특히 정사각주의 경우, 작동기 제어를 적용할 때, $Re_D=100$ 에서 각 경우에 대해 평균 항력이 약 86%, 93%, 97% 감소하였다. 또한, 양력 변동의 평균 제곱근은 거의 0으로 감소하였다. 그러나 Re 수가 증가함 ($Re_D=180$)에 따라, 정사각주 배면에 설치된 플라즈마 작동기로 와유출 억제가 쉽지 않았다 (Case 1). 그러나, 심층강화학습으로 최적화한 경우 (Case 3)에는 양력 변동을 완전히 억제할 수 있었다.

본 논문은 PPO와 플라즈마 작동기를 사용한 심층강화학습 기반 능동유동제어에 대해 이해

하고자 하였으며, 이 기술들을 결합하여 유동 제어를 달성하는데 그 의미를 두었다.

후 기

이 과제는 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

REFERENCES

- 1) M. Gad-el-Hak, 1996, "Modern developments in flow control," Applied Mechanics Reviews, 42(10), 261.
- 2) L.E. Jones, R. D. Sandberg, and N. D. Sandham, 2008, "Direct numerical simulations of forced separation bubbles on an airfoil at incidence," Journal of Fluid Mechanics, vol. 602, pp.175-207.
- 3) G. Huang, Y. Dai, Ch. Yang, Y. Wu, and Yi. Xia, 2021, "Effect of dielectric barrier discharge plasma actuator on the dynamic moment behavior of pitching airfoil at low Reynolds number," Physics of Fluids, 33, 043603.
- 4) S. Huang, M. Yousif, and H.C. Lim, 2022, "Experimental study of natural transition in natural convection boundary layer," Journal of the Korean Society of Visualization, vol.20, No.1, 29-37.
- 5) Y.W. Yi, D.S.Lee, K.K. Shin, C.S. Hong, and

- H.C. Lim, 2021, "Effects of Synthetic Turbulent Boundary Layer on Fluctuating Pressure on the Wall," *Journal of the Korean Society of Visualization*, vol.19, No.3, 92-98.
- 6) D. Kim, J. Hwang, T.J.Min, W.M. Jo, "Numerical Analysis of Transitional Flow in a Stenosed Carotid Artery," *Journal of the Korean Society of Visualization*, vol.20, No.1, 52-63.
- 7) E. B. Thompson and M. Gunasekaran, 2021, "Review analysis on laminar separation bubble at low Reynolds numbers," *Journal of Physics: Conference Series* 2054, 012005.
- 8) D. Poirel, Y. Harris, and A. Benaissa, 2008, "Self-sustained aeroelastic oscillations of a naca0012 airfoil at low-to-moderate Reynolds numbers," *Journal of Fluids and Structures* 24, 700-719.
- 9) D. Poirel and W. Yuan, 2010, "Aerodynamics of laminar separation flutter at a transitional Reynolds number," *Journal of Fluids and Structures* 26, 1174-1194.
- 10) J.N. Kutz, 2017, "Deep learning in fluid dynamics," *Journal of Fluid Mechanics*, Vol.814, 1-4.
- 11) M. Z. Yousif, L. Yu, and H.-C. Lim, 2021, "High-fidelity reconstruction of turbulent flow from spatially limited data using enhanced super-resolution generative adversarial network," *Physics of Fluid*, Vol.33, 125119
- 12) H. Kim, J. Kim, and S. Won, and C. Lee, "Unsupervised deep learning for super-resolution reconstruction of turbulence," *Journal of Fluid Mechanics*, Vol.910.
- 13) M. Z. Yousif, and H.-C. Lim, 2022, "Reduced-order modeling for turbulent wake of a finite wall-mounted square cylinder based on artificial neural network," *Physics of Fluid*, Vol.34, 015116.
- 14) M. Z. Yousif, L. Yu, and H.-C. Lim, 2022, "Physics-guided deep learning for generating turbulent inflow conditions," *Journal of Fluid Mechanics*, Vol.936, A21.
- 15) M. Z. Yousif, L. Yu, and H.-C. Lim, 2022, "Super-resolution reconstruction of turbulent flow fields at various Reynolds numbers based on generative adversarial networks," *Physics of Fluid*, Vol.34, 015130.
- 16) M. Z. Yousif, L. Yu, S. Hoyas, R. Vinuesa, and H.-C. Lim, 2023, "A deep-learning approach for reconstructing 3D turbulent flows from 2D observation data," *Scientific Report*, Vol.13, 2029.
- 17) J. Rabault and A. Kuhnle, 2019, "Accelerating deep reinforcement learning strategies of flow control through a multi-environment approach," *Physics of Fluids* 31, 094105.
- 18) J. Rabault, M. Kuchta, A. Jensen, U. Replade, and N. Cerardi, 2019, "Artificial neural networks trained through deep reinforcement learning discover control strategies for active flow control," *Journal of Fluid Mechanics* 865, 281-302.
- 19) Y. Wang, Y. Mei, and N. Aubry, 2022, "Deep reinforcement learning based synthetic jet control on distributed flow over airfoil," *Physics of Fluids*, 34, 033606.
- 20) H. Tang, J. Rabault, A. Kuhnle, Y. Wang, and T. Wang, "Robust active flow control over a range of Reynolds numbers using an artificial neural network trained through deep reinforcement learning," 2020, *Physics of Fluids* 32, 053605.
- 21) D. Greenblatt and D. R. Williams, 2022, "Flow control for unmanned air vehicles," *Annual Review of Fluid Mechanics* 54, 383-412.
- 22) B.-Z. Han and W.-X. Huang, 2020, "Active control for drag reduction of turbulent channel flow based on convolutional neural networks," *Physics of Fluids*, 32(9), 095108.
- 23) J. Rabault and M. Kuchta and A. Jensen and U. Replade and N. Cerardi, 2019, "Artificial neural networks trained through deep reinforcement

- learning discover control strategies for active flow control," *Journal of Fluid Mechanics*, Vol.865, 281-302.
- 24) J. Li and M. Zhang, 2021, "Reinforcement-learning-based control of confined cylinder wakes with stability analyses," *Journal of Fluid Mechanics*, Vol.932, A44.
- 25) L. Guastoni and J. Rabault and P. Schlatter and H. Azizpour and R. Vinuesa, 2023, "Deep reinforcement learning for turbulent drag reduction in channel flows," Vol.46, A27.
- 26) N. Benard, M. Caron, and E. Moreau, 2015, "Evaluation of the time-resolved EHD force produced by a plasma actuator by particle image velocimetry—a parametric study," *J. Phys.* 646(1), 12055–12058.
- 27) W. Shyy, B. Jayaraman, and A. Andersson, 2002, "Modelling of glow discharge-induced fluid dynamics," *Journal of Applied Physics* 92, pp.6434-6443.
- 28) Y. Suzen, G. Huang, J. Jacob, and D. Ashpis, 2005, "Numerical Simulations of Plasma Based Flow Control Applications," 35th AIAA Fluid Dynamics Conference and Exhibit. American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- 29) Y. Suzen, G. Huang, and D. Ashpis, 2007, "Numerical Simulations of Flow Separation Control in Low-Pressure Turbines Using Plasma Actuators," 45th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- 30) M. Forte, J. Jolibois, J. Pons, E. Moreau, G. Touchard, and M. Cazalens, 2007, "Optimization of a dielectric barrier discharge actuator by stationary and non-stationary measurements of the induced flow velocity: application to airflow control," *Experiments in Fluids*, 43:917-928.
- 31) V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, A. Graves, I. Antonoglou., D. Wierstra., and M. Riendmiller, 2013, "Playing Atari with Deep Reinforcement Learning," *NIPS Deep Learning Workshop* 2013. W. Shyy, B. Jayaraman, and A. Andersson, 2002, "Modeling of glow discharge-induced fluid dynamics," *J. Appl. Phys.* 92(11), 6434–6443.
- 32) J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O. Klimov, 2017, "Proximal Policy Optimization Algorithms," *Arxiv:1707.06347*.
- 33) R. Paris, S. Beneddine, and J. Dandois, 2021, "Robust flow control and optimal sensor placement using deep reinforcement learning," *Journal of Fluid Mechanics*, 913.
- 34) Y. Anzai, K. Fukagata, P. Meliga, E. Boujo, and F. Gallaire, 2017, "Numerical simulation and sensitivity analysis of a low-Reynolds-number flow around a square cylinder controlled using plasma actuators," *Physical review fluids* 2, 043901.
- 35) S. Sen, S. Mittal and G. Biswas, 2011, "Flow past a square cylinder at low Reynolds numbers," *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 67, 1160-1174
- 36) A. Sohankar, C. Norberg, and L. Davidson, 1998, "Low-Reynolds-number flow around a square cylinder at incidence: study of blockage, onset of vortex shedding and outlet boundary condition," *Numerical Methods in Fluids*, 26, 39-56.