

IB-LBM 시뮬레이션을 이용한 물고기 동작 정책 학습

최완욱⁰, 이윤상

한양대학교 기계기술연구소, 한양대학교 컴퓨터소프트웨어학부
{dhksdnr2003, yoonsanglee}@hanyang.ac.kr

Fish Behavior Policy Learning Using Immersed Boundary-Lattice Boltzmann Methods

Wanuk Choi⁰, Yoonsang Lee

Mechanical Engineering and Technology Research Institute, Hanyang University
Dept. of Computer Science, Hanyang University

요약

본 연구에서는 유체와의 상호작용이 중요시되는 물체의 움직임을 구현하는 방법으로 강화학습 환경에 IB-LBM을 결합하는 시스템을 제안하고, 위 환경에서 사실적인 시뮬레이션이 되는지를 물 속 물고기 객체를 움직이는 동작정책 강화학습 결과를 통해 보인다.

1. 서론

유체 내 물체의 사실적인 행동 시뮬레이션에 대한 수요는 다양한 산업 분야에서 지속적으로 존재해 왔다. 예를 들어, 영화 산업에서는 '니모를 찾아서'에서 만타가오리, 블루탱, 백상아리 등 각 생물의 생체특성에 맞는 시뮬레이션이 사용되었고, 수산업에서는 컴퓨터 비전처리를 활용한 양식장 관리를 위해, 물고기 군집의 시뮬레이션을 학습에 활용하는 연구가 수행되었다[1].

위 수요에는 물속 생물의 움직임을 시뮬레이션하는 데 있어 객체별 움직임을 손쉽게 생성할 수 있게 됨으로써 개선될 수 있는 점들이 존재한다. 예를 들어, 앞선 예시에서는 종별 행동 특성을 연구하고 모션 동작을 조정하는 과정을 생략할 수 있으며, 후자의 경우 시뮬레이션에 객체의 감가속에 맞는 움직임을 추가하여 더 사실적인 결과를 얻을 수 있다. 이에 본 논문에서는 물고기의 형상정보인 뼈의 구조 및 물고기의 외형정보를 바탕으로 two-way coupling 된 강화학습환경에서 행동정책을 학습함으로써 사실적인 시뮬레이션을 쉽게 획득할 수 있는 방법을 제안한다.

2. 방법

2.1. 격자볼츠만 방법(LBM)

3차원 공간상에서 속도분포를 19개의 방향으로 이산화한 단위격자 내의 속도 별 입자분포함수 f_i 를 식(1)의 이산화된 격자볼츠만방정식을 통해 풀이하였다[2]

$$f_i(x + c_i \Delta t, t + \Delta t) - f_i(x, t) = \Omega_i(x, t) + F_i(x, t) \Delta t \quad (1)$$

수식에서 c_i 는 이산화된 입자의 속도를, Ω_i 는 충돌 연산자를, F_i 는 외력에 의한 입자분포함수의 변화량을 나타낸다. 충돌연산 모델로 식(2)의 BGK 충돌모델[3]을 적용하였다:

$$\Omega_i(x, t) = -\frac{f_i - f_{eq}}{\tau} \Delta t. \quad (2)$$

식에서 f_{eq} 는 평형분포함수를, τ 는 완화계수를 나타낸다. 외력에 의한 입자분포함수의 변화량에 관한 식은 비압축성을 가정하여 아래의 수식을 적용하였다:

$$F_i(x, t) = w_i \frac{c_{i\alpha}}{c_s^2} F_\alpha(x, t). \quad (3)$$

식에서 c_s 는 입자의 속력을, $c_{i\alpha}$ 는 입자속도의 α 방향 성분을, w_i 격자 내 이산화 가중치를 나타낸다. 유체의 밀도 ρ , 속도 u , 압력 p 는 아래 식을 통해 계산되었다:

$$\rho = \sum_i f_i, \quad u = \frac{1}{\rho} \sum_i c_i f_i, \quad p = c_s^2 \rho. \quad (4)$$

2.2. 가상경계-격자볼츠만 방법(IB-LBM)

물체를 경계면 위에 여러 점들로 대체하여 연산을 진행하는 IB-LBM 방법에서, 물체의 j 번째 경계점 $r_j(t)$ 와 x 위치의

* 구두 발표논문, 요약논문 (Extended Abstract)

* 본 논문은 요약논문 (Extended Abstract) 으로서, 본 논문의 원본 논문은 현재 타 학술대회 (논문지) 에 제출 준비 중임.

* 본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2023-00222776) 및 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2024년도 문화체육관광 연구개발사업 지원을 (RS-2024-00399136) 받아 수행되었음.

유체격자 사이에 연산을 수행하기 위한 이산화 디랙-델타함수 $\Delta(r_j(t), x)$ 를 아래와 같이 정의하였다:

$$\Delta(r_j(t), x) = \frac{1}{\Delta x^3} \prod_{\alpha=1}^3 \phi\left(\frac{r_j(t) - x}{\Delta x}\right). \quad (7)$$

$\phi(z)$ 는 Peskin[4]이 정의한 커널함수를 사용하였다. 물체의 j 번째 경계점에서의 유체속도 \dot{r}_j 은 이산화 디랙-델타함수를 사용하여 식(8)을 통해 구했다:

$$\dot{r}_j(t) = \sum_x \Delta x^3 u(x, t) \Delta(r_j(t), x). \quad (8)$$

해당지점에서의 유체와 경계점의 상대속도에 비례하는 힘 $-f_j(t)$ 를 강체에 작용, 유체엔 아래 수식을 통해 구한 $F(x, t)$ 를 식(3)에 대입함으로 상호작용을 구현하였다:

$$F(x, t) = \sum_j f_j(t) \Delta(r_j(t), x). \quad (9)$$

2.3. 물체의 경계점 생성 및 변형

IB-LBM 연산을 위해 물체의 경계면에 분포되는 점들은 Poisson Disk Sampling[5] 방법을 통해 생성하였다. 경계점의 속도와 변위는 Linear Blend Skinning 방법을 통해 뼈의 운동학 정보를 바탕으로 계산하였다.

2.4. 강화 학습

PPO[6] 알고리즘을 통해 학습을 진행했으며, 에이전트의 관측값으로 목표지점과 머리의 상대각도, 머리의 속도 및 각속도, 뼈 관절점에서의 자유도 위치, 자유도 속도, 자유도 가속도, 유체로 받는 힘과 토크를 사용하였다. 그리고 한스텝동안 목표방향으로 단축시킨 거리에 타임스텝을 나누는 값을 보상으로 주도록 설정하였다.

3. 실험 및 결과

원점을 기준으로 x, y, z 방향으로 각각 100,60,60 만큼의 격자를 채운 유체 도메인에 (20, 30, 30) 지점에서 시작해 목표위치인 (80,30,30) 으로 향하도록 움직이는 정책을 학습하였다. 학습된 정책을 수행하는 물고기 주변의 압력분포를 그림 1로 도식화하였다 (좌상단을 기준으로 우하단까지 시열 순). 이를 통해 절반의 주기를 움직이는 동안 주변 유동장으로부터 압력을 받아가며 앞으로 나아가려 함을 확인할 수 있었다.

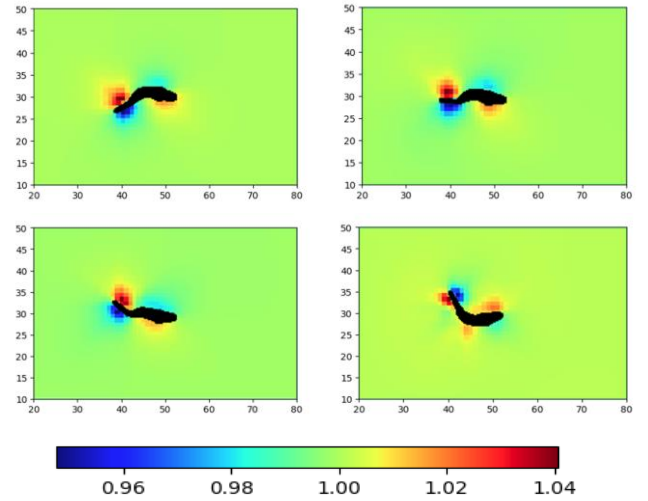


그림 1: 학습된 정책을 통해 움직이는 물고기 주위의 압력분포

4. 결론

강체와 유체가 상호작용할 수 있는 강화학습환경을 IB-LBM을 통해 구현함으로써, 뼈대와 외형을 바탕으로 물속에서의 사실적인 움직임을 강화학습을 통해 시뮬레이션할 수 있음을 보였다. 위 과정에서 유체 연산이 GPU 연산장치의 계산 성능에 큰 영향을 받기에, Multi-GPU를 통한 연산이 가능하도록하여 더 넓은 유체도메인에서 다양한 정책을 학습하는 방향으로 개선연구를 진행할 것이다.

참고문헌

- [1] Ishiwaka, Y., Zeng, X. S., Ogawa, S., Westwater, D., Tone, T., and Nakada, M. DeepFoids: Adaptive Bio-Inspired Fish Simulation with Deep Reinforcement Learning, *NeurIPS*, 2022.
- [2] Timm, K., Kusumaatmaja, H., Kuzmin, A., Shardt, O., Silva, G., and Viggén, E. *The lattice Boltzmann method: principles and practice*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing AG, 2016
- [3] Bhatnagar, P. L., Gross, E. P., and Krook, M. A model for collision processes in gases, *Physical Review*, vol. 94, No. 3 pp. 511-525, 1954
- [4] Peskin, C. S. The immersed boundary method, *Acta Numerica*, vol. 11, pp. 479-517, 2002
- [5] Yuksel, C. Sample Elimination for Generating Poisson Disk Sample Sets, *Computer Graphics Forum*, vol. 34, No. 2, pp. 25-32, 2015
- [6] Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., and Klimov, O. Proximal Policy Optimization Algorithms. *arXiv preprint arXiv:1707.06347*, 2017