

스크린드 거품 생성을 효율적으로 학습 표현하는 인공지능망

김동희^o, 윤주영*, 김종현*
^o강남대학교 소프트웨어융합부,
^{*}강남대학교 소프트웨어융합부
e-mail: jonghyunkim@kangnam.ac.kr

An Artificial Neural Network for Efficiently Learning Representation of Screened Foam Generation

Donghui Kim^o, Ju-Young Yun*, Jong-Hyun Kim*
^oSchool of Software Application, Kangnam University,
^{*}School of Software Application, Kangnam University

● 요약 ●

본 논문에서는 인공지능망을 통해 화면에 투영된 거품입자를 효율적으로 생성할 수 있는 기법에 대해 소개한다. 유체 시뮬레이션 기반으로 바다거품을 계산하기 위해서는 유체역학과 수치해석학에 대한 이해가 필요하며, 유속의 유기물, 풍속 등 다양한 물리적 요소를 고려해야하기 때문에 복잡하고 계산량이 커진다. 오일러리안(Eulerian)접근법에서는 격자의 해상도가 커지게 되고, 라그랑지안(Lagrangian)접근법에서는 입자의 개수가 많아지기 때문에 이 문제를 다루기 쉽지 않은 문제이다. 이러한 문제를 완화하기 위해 본 논문에서는 인공지능망을 이용한 분류 모델 학습을 통해 3차원 유체 시뮬레이션으로부터 투영된 2차원 스크린 이미지로부터 거품이 생성될 위치를 예측한다. 결과적으로 물의 스크린에 투영된 물 입자의 깊이와 가속도로부터 거품의 생성 위치를 예측함으로써 복잡한 수치해석학 없이 학습을 통해 효율적으로 거품을 표현하는 결과를 보여준다.

키워드: 유체 시뮬레이션(Fluid simulation), 인공지능망(Artificial neural network), 거품 입자(Foam particles)

I. Introduction

기술이 지속적으로 발전함에 따라 메타버스와 같은 가상현실의 몰입도를 높이는 방향으로 연구가 진행되고 있으며 이는 더욱 정교한 환경 구축 및 그 요소의 정확한 물리적 동작 구현을 필요로 한다. 특히, 유체역학과 공기역학 기반의 움직임 효과를 구현하는 것이 중요한 요소이며 그 중에서도 파도와 화염 등과 같은 움직임으로 발생하는 2차 효과(예 : 파도 거품, 불뿔)등의 특징을 시각적으로 표현하는 것은 쉽지 않은 문제이다[1] : 1) 수치해석에 대한 수학적 이해가 필요하고, 2) 유체 방정식인 나비에-스토크스 방정식(Navier-Stokes equation)에 대한 이산화와 수치 해석적인 기법을 통해 근사해를 얻어내기 때문에 계산 시간이 오래 걸린다. 따라서 실시간으로 표현이 어려워지기 때문에 게임이나 혼합현실과 같은 애플리케이션에서 활용이 어렵다. 3) 유체의 2차 효과(Secondary effects)는 복잡하기 때문에 일반적으로 많은 계산이 필요하며, 다지이 너의 수작업에 많이 의존한다. 따라서 본 논문에서는 인공지능망 학습을 기반으로 거품 입자가 생성되어야 할 위치를 예측할 수 있는 프레임워크를 제안한다. 이는 수치해석에 대한 전문지식이 없는 사용

자도 쉽게 사용가능하며 학습이 완료된 시스템에 대해 실시간으로 거품 효과를 표현할 수 있다.

II. The Proposed Scheme

본 논문에서는 물 입자의 깊이와 가속도 값을 통해 거품의 생성 위치를 예측하는 분류 모델을 훈련한다. 훈련 데이터는 네트워크에 적용되기 전 학습에 적합한 형태로 전처리 과정을 거치며, 학습이 완료된 뒤 각 모델마다 테스트 결과를 시각화한다.

1. Network for generation of screened foam particle

거품입자의 생성을 결정하기 위해 3차원 유체 시뮬레이션을 스크린에 투영 방법을 통해 투영맵을 계산하고, 이렇게 얻어진 투영맵의 스크린드 가속도와 깊이는 거품 생성을 예측하는 데이터로 활용된다. 투영맵의 크기는 400×300이며, 각 노드마다 거품 입자의 생성

유/무를 분류모델을 통해 학습한다. 이 때 입력 특징 벡터는 각 격자의 가속도와 깊이뿐만 아니라 2차원 격자의 상, 하, 좌, 우, 대각선 방향의 이웃하는 8개의 인접 노드에 대한 가속도와 깊이 값도 포함된다 (Fig. 1 참조).

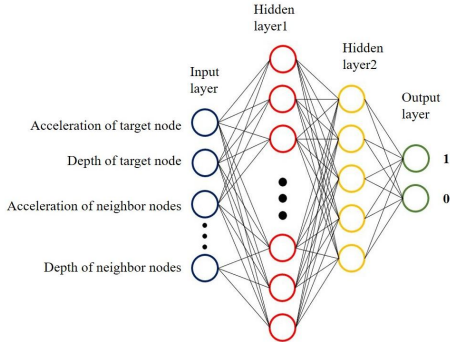


Fig. 1. Generator networks of foam particles.

또한 거품입자가 생성되는 위치는 전체 시뮬레이션 공간에 비해 상대적으로 적은 수이기 때문에 분류 클래스의 가중치가 한쪽으로 기울지 않도록 1:1 샘플링 과정을 거친다. 샘플링은 분류 모델의 각 클래스에 대해 데이터 수를 1:1로 설정하여 불균형한 데이터 수로 인해 학습이 잘 이뤄지지 않는 것을 예방하기 위한 방법이다. 이와 같이 데이터 추출 및 정제 과정을 거친 후 학습이 진행된다. 네트워크는 총 3개의 층을 가지며, 활성화함수는 ReLU, 마지막 활성화함수는 Softmax를 사용한다. 비용함수는 희소 범주형 교차 엔트로피 (Sparse categorical cross-entropy)를 사용하였으며, Adam optimizer을 사용한다.

2. Advection

거품 이류는 이전 기법들에서 사용한 것처럼 입자-격자 혼합 기반의 유체 시뮬레이션을 이용하여 이류시켰으며, 이를 위한 격자 해상도는 $128 \times 128 \times 128$ 을 사용하였다[1].

III. Results

본 논문에서는 학습을 통해 생성된 거품입자를 보여주기 위해서 다양한 장면에서 실험을 진행했다. Fig. 1에서 보듯이 우리의 방법은 3D 시뮬레이션으로 복원된 거품에 대해 소실 없이 온전하게 표현되었으며, 유체 방정식 기반의 시뮬레이션과 유사한 결과를 만들어냈다.

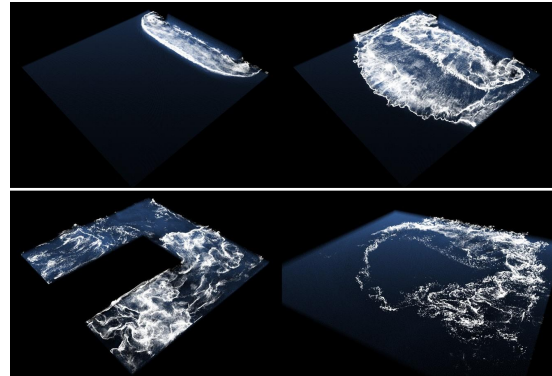


Fig. 2. Foam simulations with our method.

IV. Conclusions

본 논문에서는 인공지능 기반 거품입자를 소실 없이 표현하는 기법을 제안했다. 스크린에 투영된 물 입자의 물리량을 통해 학습을 위한 데이터를 추출하였으며, 분류 모델 학습으로 거품이 생성될 위치를 예측하고, 테스트 결과를 3차원 시뮬레이션 공간으로 복원하여 온전하게 거품 효과를 표현하였다. 이는 거품 입자뿐만 아니라 기반유체(Underlying fluids)를 통해 생성된 유체의 다양한 2차 효과에 활용이 가능하다 (예를 들어, 버블, 스피라쉬, 등). 향후, 우리는 거품 입자의 이류에 대해 인공지능을 통해 예측하는 연구를 진행할 것이며, 이를 위해 대량의 거품 입자 학습 데이터로 가공하는 기술에 대해서도 연구를 진행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] Kim, Jong-Hyun, Jung Lee, Sungdeok Cha, and Chang-Hun Kim. "Efficient representation of detailed foam waves by incorporating projective space." IEEE transactions on visualization and computer graphics 23, no. 9 (2016): 2056-2068.