
인공신경망을 이용한 수중 충돌입자의 가시화 연구

신복숙* · 제성관* · ChunLin Jin** · 김광백*** · 조계현**** · 차의영*

The Study of Visualization for Moving Particles in the Water Using Artificial Neural Network

Bok-Suk Shin* · Sung-Kwan Je* · ChunLin Jin** · Kwang-baek Kim***
Jae-Hyun Cho**** · Eui-Young Cha*

요 약

본 논문은 다량의 가변적인 정보를 보유하고 있는 수중에서 유동하는 입자의 움직임을 추적하고 유체의 흐름에 따라 분산되는 입자의 분산정도 그리고 입자의 침전패턴을 정확하게 예측해내기 위해 인공신경망 알고리즘을 도입한 가시화 시스템을 제안한다. 이러한 시스템은 물과 같은 공간에서 움직이는 다양한 입자들을 고려하고 있는데, 물의 흐름을 위해서 운동량방정식과 연속방정식을 일반화하여 흐름을 제어하고 있다. 또한 입자간에 작용하는 부력, 침강력 등의 물리적인 힘과 침전패턴에 주요한 영향을 주고 있는 입자간의 충돌은 인공신경망 ART2를 이용하여 충돌을 감지하도록 하고 있다. 본 논문에서 제안한 시스템을 통해 다양한 외부적인 요인에 따라 움직임을 달리하는 유동 입자들을 실제 물에서와 같이 유사하게 가시화되도록 한다. 또한 가시화된 유동 입자의 움직임을 효율적으로 추적하고, 침전하는 입자들의 패턴까지도 미리 예측해 낼 수 있다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed a visualization system with ANN algorithm that tracks the motion of particles that move colliding in the water, where we got a great deal of variable information and predicts the distribution of particles according to the flowing of water and the pattern of their precipitation. We adopted ART2 to detect sensitively the collision between particles in this visualization. Various particles and their mutual collision influencing the force such as buoyancy force, gravitational force, and the pattern of precipitation are considered in this system. Flowing particles whose motion is changed with the environment can be visualized in the system presented here as they are in real water.

키워드

Visualization, Artificial Neural Network, Tracking, Sedimentation of particles, Collision detect

1. 서 론

물과 같은 유체환경에서 입자의 유동을 제어하는 기술은 전산응용, 수리학, 수력학(hydrodyna-

*부산대학교 전자계산학과

**신라대학교 컴퓨터공학과

접수일자 : 2004. 6. 12

**TURBO Air Inc.

****부산가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부

mics), 공학, 생태학(Ecology)분야에서 중요한 기술로 이해되고 있다. 유체 속에서 유동하는 입자를 제어하기 위해서는 움직임 추적하고 입자의 침전패턴까지도 분석하게 되는데, 이러한 연구들은 공통적으로 대량의 가변적인 정보를 이용하여 필요한 정보를 추출하여야 하므로, 결과를 예측하기까지 다양한 전처리 과정과 수행절차를 거쳐야 한다. 데이터수집부터 정보추출까지의 복잡한 작업에서 발생하는 비용과 시간을 줄이고 정확한 예측을 위한 효율적인 시스템이 필요하게 된다. 대부분의 이러한 연구 분야에서는 물의 흐름과 물에 의해 유동하는 입자를 관찰하고 침전패턴을 측정하기 위해, 실제의 물에서 데이터를 관찰, 수집하거나, 인공수로를 제작하여 모의실험을 통해 분석하고 있기 때문에 상당한 제작비용과 시간이 투자되고 있는 실정이다[1]. 또한 이러한 연구들은 공통적으로 다변량의 정보를 보유하고 있기 때문에, 대량의 자료로부터 유용한 정보를 추출하기 위한 효율적인 시스템 개발에 관심을 모으고 있다.

이와 같이 필요한 정보를 추출하기 위해 사용되어지는 데이터의 개수가 많을 경우, 인공신경망에서는 다루기 적절한 차원으로 줄이는 작업을 수행하게 되는데, 이러한 작업을 위해서 인공신경망 clustering 기법을 적용하여 데이터의 차원을 줄여 이후의 학습과 예측과정에 입력으로 제고하는 전처리 작업을 수행하게 된다. 일반적으로 인공신경망은 통계적인 분석도구라 불리어진다. 그리고 인공신경망은 병렬로 작동되는 많은 간단한 성분들로 구성되며, 이들 성분은 생물학적인 신경체계를 반영하고 있으며, 패턴인식, 식별, 분류, 음성, 비전 제어와 같은 다양한 응용분야에서 복잡한 함수를 실행할 수 있도록 훈련된다. clustering의 목적은 같은 cluster에 속한 샘플들이 다른 cluster에 속한 샘플들에 대해서보다 서로 유사하도록 각 cluster들의 경계를 분할하는 것이다. 이러한 cluster들을 분석하여 전체 데이터가 가지는 특성을 이해하고 이를 의사결정에 활용하게 된다. 이러한 clustering 기법에는 SOM, K-mean, ART등이 많이 사용된다. K-mean clustering은 유사도를 입력 공간상에서 데이터들간의 거리로 정의하고 같은 cluster에 속한 샘플들의 거리 평균이 최소화되도록 cluster를 조절해 가는 방법이다. 이 방법은 가장 이해하기 쉽고 구현이 단순하기는 하지만 초기에 각 cluster의 중심을 어떻게 정하는냐에 따라 결과에 커다란 차이가 생기고 오인식을 유도하는 특징들에 민감하다는 단점을 갖는다. SOM은 신경망의 가중치를 조절하여 고차원의 입력공간에 위치한 데이터를 2차원의 격자로 대응시켜주는 방법이다. 입력간에

서 가까운 거리에 위치한 데이터들은 대응된 2차원공간상에서도 가까운 거리에 위치하게 되므로 데이터간의 유사성을 쉽게 시각화하여 이해할 수 있고 학습률을 조절해줌으로서 모델의 초기화에 큰 영향을 받지 않게 할 수 있다는 장점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 데이터 처리 분석에서 발생하던 비용을 최소화시키고, 실제와 같은 조건에서 실시간으로 실험이 가능하도록 하기 위해, 수중 환경에서 움직이는 입자들의 현상을 제안한 GUI 환경의 시스템을 통해 가시화 시킨다. 또한 다량의 가변적인 정보를 가진 입자의 유동을 보다 효율적으로 추적하기 위해서 생물적이고 진화적인 인공신경망 기법을 접목시킨다. 이러한 시스템을 통해 가시화된 출력 데이터를 이용하여 입자의 분산정도, 그리고 흐름과 입자의 특성에 따라 달라지는 입자들의 침전패턴까지도 정확하게 예측 해낼 수 있도록 하는 시스템을 개발하고자 한다.

본 논문의 구성은 2절에서는 3차원 가시화 시스템의 내부적이 구조와 절차를 알아보고, 3절에서는 유체에서 유동하는 입자의 움직임을 위한 물리적인 내용과 사용한 조건들을 살펴본다. 4절은 구현한 시스템의 환경과 실험 분석결과를 알아보고, 5절에서 결론 및 향후연구로 끝을 맺는다.

II. 시스템의 구조

이 논문에서는 유체에서 유동하는 실제 입자들과 같은 조건을 가진 환경에서 실험하기 위해서, 입자들이 생성되는 위치, 그리고 다양한 크기, 무게를 선택 지정할 수 있다. 그리고 흐름을 결정하는 유속과 다양한 흐름을 만들기 위해 속도변화를 자유롭게 조절할 수 있도록 하고 있다. 유체에서 흐르는 힘과 입자의 특성, 그리고 입자들 간의 상호작용과 같은 물리적인 힘으로 인하여 움직임에 다양한 변화가 생기게 되는데, 이러한 물리적인 작용들이 만족되도록 내부적인 절차를 통해 계산하고, 처리 결과를 시각화시키고 있다. 이러한 시각화는 실제와 같은 조건에서보다 더 효율적인 분석이 가능하다. 입자를 분석하기 위한 유체공간을 3차원으로 구성하고 있으며, 흐름이 진행하는 방향은 x축이며, 물의 깊이 방향은 y축, 공간상의 물의 폭은 z축으로 설정하고 있다. 물 속에서 유동하는 입자는 물의 흐름에 따라 진행되는 힘을 가지고 있다. 그리고 이 힘은 또 다시 부력, 침강력 같은 힘으로 인해 계속 변화하게 된다. 이렇게 제안한 시스템은 다양한 각도에서 입자의 유동을 추적하고

침전상태를 모니터링하기 위해서, 3차원 뷰잉 공간에서 결과를 확인할 수 있도록 한다.

2.1 시스템의 처리 절차

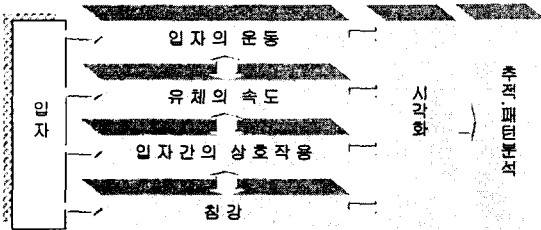


그림 1. 시각화 시스템 처리과정
Fig. 1. Flow chart of visualization system

- 1) 시스템은 서로 무게가 다른 입자를 생성시킬 수 있으며, 또한 생성된 입자의 수량을 조절할 수 있다.
- 2) 물의 흐름과 침전에 영향을 주는 유속을 사용자가 외부에서 실시간으로 다양하게 변경할 수 있다.
- 3) 공간상에 생성된 입자들은 물이 가진 조건 중에서 층류 상태에서의 움직임을 가지도록 하고 있다.
- 4) 각기 다른 운동량을 가진 입자들은 물 속에서 서로간에 빈번한 충돌을 발생시킨다. 이러한 입자충돌은 입자 유동에 새로운 변수로 작용하게 된다.
- 5) 다량의 입자 유동에서 발생한 충돌을 효과적으로 감지해내기 위해서 인공신경망 알고리즘을 적용하여 빠른 처리가 가능하도록 하고 있다.
- 6) 다양한 조건 속에서 움직이던 입자들은 바닥 경계조건을 만나면 하나씩 쌓이도록 한다.
- 7) 공간좌표를 가진 입자는 움직이는 동안 그래픽라이브리리를 통해 지속적인 시각화 작업을 거치게 된다.

III. 입자의 운동

3.1 유체의 속도

흐름의 속도는 공학적인 문제에 있어서 아주 중요하다. 유체의 흐름에 따라 궤적을 달리하는 입자를 추적하기 위해 유체의 속도를 결정해야 한다. 운동중인 유체에 대한 방정식을 표현하는 방법은 공간상의 특정한 한 점에 초점을 맞추고 시간이 경

과할 때 그 점을 통과하는 유체 입자들의 운동을 관측하는 것이다. 이 경우 유체 입자의 속도는 공간상의 위치와 시간에 따라 좌우된다. 전체의 흐름장을 기술하기 위해서는 흐름장 내의 모든 점에서의 유체운동을 알고 있어야 한다. 이러한 근거에 바탕을 두고, 유체의 흐름을 위해서 운동량 방정식과 연속방정식을 일반화하도록 하여 유체운동을 찾아 낼 수 있도록 하고 있다[2,3]. 유체의 흐름은 가장 일반적인 흐름의 형태인 층류를 유지하고 있으며 그림 2와 같은 층류(laminar flow)의 경우, 속도 분포는 단면에 걸쳐서 포물선 형상이고, 임의의 주어진 거리에서 속도는 시간에 대해서 일정하게 된다. 유체 속도를 결정하는 수식은 수식(1),(2)와 같다.

$$V_{fz} = -(y-b)^2 + V_{x_{max}} \quad V_{fy} = K \cdot y \quad (2)$$

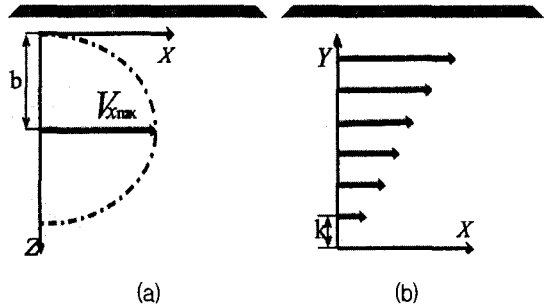


그림 2. (a)XZ-평면의 유속분포,(b)XY-평면의 유속분포
Fig. 2. (a) Distribution of velocity in XZ-plane, (b) Distribution of velocity in XY-plane

3.2 입자의 운동량

유동하는 입자는 유체의 속도에 의해 운동량을 계산해낼 수 있다. 또한 유동하는 입자의 움직임은 부력(buoyancy force)과 침강력(drag force)을 포함하고 있으며, 그 힘들은 수식(3),(4),(5)에 의해서 결정된다.

$$F = m \cdot a_z = F_b - F_d \quad (3)$$

$$F_b = g(\rho_p - \rho_w)v \quad (4)$$

$$F_d = \frac{1}{2} \cdot C_d \cdot A \cdot \rho_w \cdot V_{fz}^2 \quad (5)$$

여기서, g 는 중력가속도, ρ_p 는 입자의 밀도, ρ_w 는 유체의 밀도, v 는 입자의 체적이다, C_d 는 부력

상수이며 이것은 Reynolds수에 관계한다[4]. A 는 입자의 단면적이며 $\frac{\pi r^2}{2}$ 이다.

3.3 입자간의 상호작용

유체에서 분산되어 다양한 방향으로 움직이는 입자들은 상호간에 충돌 현상이 빈번하게 발생하게 된다. 이러한 충돌로 인해 입자간의 유동에 변화가 발생하게 되는데, 다량으로 생성되어 움직이는 입자의 움직임을 추적과 동시에 충돌을 감지해 내는데 많은 처리시간을 소모하게 된다.

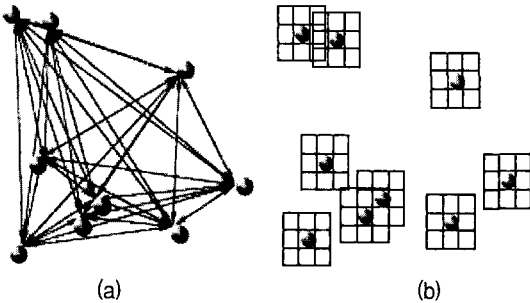


그림 3. (a) 입자간의 거리를 이용하는 방법, (b) 이웃한 거리를 이용하는 방법
 Fig. 3. (a) Method to use distance between particles. (b) Method to use distance between neighborhood particle to particle.

입자간의 충돌을 감지해 내기 위한 방법으로는 그림 3 (a)와 같이 유체간의 거리를 이용한 방법이 있다 이 방법은 하나의 유체가 다른 유체와 충돌하는지의 여부를 판단하기 위해 나머지 입자와의 거리를 계산해서 충돌여부를 판단하게 되는데, 계산량은 입자개수의 계승(Factorial)만큼 되어 계산비용이 증대하는 단점이 있다. 그리고, 그림 3 (b)와 같이 이웃한 거리에 다른 입자가 존재하는지를 체크하는 방법은 3차원으로 구현할 경우, 각 유체들은 자신의 이웃한 26방향을 체크해야 하고, 존재여부를 판단하기 위해 유체가 이동하는 공간은 3차원 매트릭스 형태가 되어야 한다. 대량의 입자를 실험하기 위해 이러한 3차원 공간 매트릭스 형태를 구성하는 것은 계산비용뿐만 아니라 메모리 부하를 더 가중시키게 된다.

따라서 본 시스템에서는 이러한 입자간의 상호작용 현상으로 생기는 충돌을 가시화시스템에서 예측하기 위해서, 군집의 클러스터링 효과가 뛰어난 신경회로망 알고리즘인 ART2(Adaptive Resonance Theory)를 이용하여 충돌을 검출하고 움직임에 변화를 주고 있다.[5-7] 이러한 ART2는 클러스

터를 동적으로 생성하기 때문에, 다량으로 생성되는 입자의 개수에 영향을 받지 않고 실시간으로 처리할 수 있는 장점을 가지고 있다. ART신경망은 기존의 경쟁학습의 약점인 안정성을 보장하여 제안한 비지도 학습의 네트워크로 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는 방법으로 통합한다. 이러한 신경망은 첫 번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 기존의 클러스터들의 중심간의 거리가 임계값보다 작으면 같은 클러스터로 분류되고 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성하는 과정을 거친다.

위의 입자간의 상호충돌을 감지하기 위해서 사용된 ART2 알고리즘은 생성된 입자들간에 클러스터를 생성하고, 기존의 클러스터의 중심과 다른 클러스터의 중심간의 거리가 임계값보다 작으면 같은 클러스터에 포함된 것으로 간주하고 같은 클러스터로 보게 되는데, 이러한 원리를 이용하여, 입자 크기를 고려한 표면 좌표에 대하여, 주어진 임계치를 적용하여 동일한 클러스터에 포함된 입자들을 충돌 상태로 처리한다. 충돌 감지를 위해 사용한 ART2의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1. k번째 입력패턴을 x_k , 신경망의 i번째 클러스터의 중심 값을 w_i 라 하자

단계 2. 새로운 입력 패턴 x_k 에 대해 최소 거리를 가지는 클러스터 j^* 을 승자 클러스터로 선택한다. 일반적으로 입력패턴과 클러스터 중심 패턴과의 거리는 euclidean distance로 계산한다.

$$\|x_k - w_j^*\| = \min \|x_k - w_j\| \quad (6)$$

단계 3. 입력 패턴에 대한 vigilance test를 수행한다. 만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 σ 이내에 들어오며 이 입력 패턴이 승자 클러스터와 유사한 패턴임을 의미하여 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시켜 승자 클러스터의 중심값을 수정하고 그렇지 않으면 이 입력 패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

$$\text{if } \|x_k - w_j^*\| < \sigma \quad (7)$$

$$Cluster_{j^*}^{new} = \frac{x_k + w \cdot \frac{\|Cluster_{j^*}^{old}\|}{\|Cluster_{j^*}^{old}\| + 1}}{\|Cluster_{j^*}^{old}\| + 1}$$

단계 4. 모든 입력 값이 처리될 때까지 단계1에서 단계3을 반복 수행한다. 지정된 회수(T) 학습을 반복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심 값이 변함이 없으면 학습을 종료한다.

위의 입자간의 상호충돌을 감지하기 위해서 사용된 ART2 알고리즘은 생성된 입자들간에 클러스터를 생성하고, 기존의 클러스터의 중심과 다른 클러스터의 중심간의 거리가 임계값보다 작으면 같은 클러스터에 포함된 것으로 간주하고 같은 클러스터로 보게 되는데, 이러한 원리를 이용하여, 입자 크기를 고려한 표면 좌표에 대하여, 주어진 임계치를 적용하여 동일한 클러스터에 포함된 입자들을 충돌 상태로 처리한다.

3.4. 입자의 침전 알고리즘

분산된 입자들이 바닥경계에 도달하게 될 때 쌓이게 하기 위해서, 그림 4과 같이 세부적으로 나뉜 mXn격자 구조 안에서 입자들의 중심위치는 격자위치로 새롭게 바뀌게 된다.(단, m=x-1, n=y-1) 침전위치를 결정하기 위해 입자중심위치 P는 바닥에 도달했는지 그리고 아래쪽에 이미 다른 입자가 쌓여 있는지 검색하고, 또한 입자들이 쌓여서 굴러떨어지는 현상에 의해 발견할 수 있는 위치조정을 고려하여 좌우방향 탐색처리를 호출하여 새로운 위치를 찾도록 한다[8].

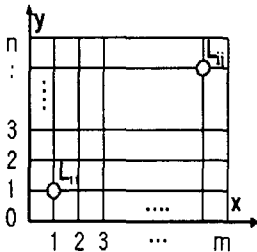


그림 4. 침전 격자 구조(mXn)
Fig. 4. Positional lattices for sedimentation

IV. 시스템 구현 및 실험 결과

본 논문에서 제안한 시스템은 Microsoft Visual

C++ .NET을 기반으로 구현하고 있으며, 3차원 그래픽을 효율적으로 제어하기 위해서 Silicon Graphics사의 그래픽 라이브러리 OpenGL 1.1을 사용하고 있다. 그림 5는 본 논문에서 구현한 시스템의 레이아웃이다. 구현한 시스템에서는 입자의 유동과 침전패턴을 추적하기 위한 공간을 위해 길이 30m, 너비 20m, 깊이 20m인 입방체 공간을 생성시켰다. 이러한 입방체 공간 속에서 유체의 흐름은 왼쪽에서 오른쪽으로 흐르고 있으며, 유속이 10cm/s 상태에서 무게가 다른 10,000개의 가상 입자를 다양한 위치에서 생성시켰다. 이렇게 생성된 입자가 격자구조 30X20인 공간에서 상당 시간이 경과한 후 바닥에 침전된 입자들의 분포를 가시화한 내용을 그림 6에서 확인할 수 있다. 그리고 표 1,2,3은 바닥에 침전된 입자들의 패턴을 분석하기 위해 입방체의 길이방향(x축)으로 총 5개 site로 나누고, 너비방향(z축)으로 총 20개 지점으로 나누어, 그 중 3개지 지점을 선택하여 무게가 다른 4가지를 대상으로 분석한 결과이다. 무게가 가장 무거운 입자1과 가장 가벼운 입자4를 비교해서 살펴볼 때 무거운 입자의 경우는 유속의 영향으로 앞으로 이동은 하고 있으나, 멀리 이동하지 못하고 있는 분포를 보여주고 있으며, 입자가 가벼운 것은 유속에 의해 물의 흐름에 상당히 영향을 받아 먼 지점까지도 이동해 있는 것을 알 수 있다. 그림 7은 유속분포에 의해 침전위치가 달라지는 경향성을 보여주는 본 시스템의 실험 결과이다. 유속이 느린 곳에서는 입자들이 흐름공간에서 멀리 흘러가지 못하고 바로 가라앉는 것을 알 수 있으며, 유속이 상대적으로 빠른 곳에서는 상당히 먼 지점으로 흘러내려 가고 있는 분포를 알 수 있다.

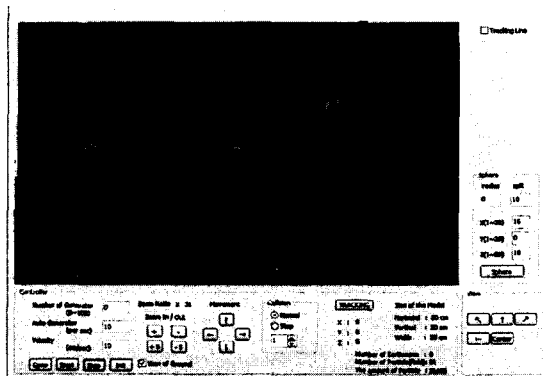


그림 5. 시스템의 레이아웃
Fig. 5. Layout of system



그림 6. 유동입자의 가시화 및 침전
Fig 6. The moving particles and sedimentation

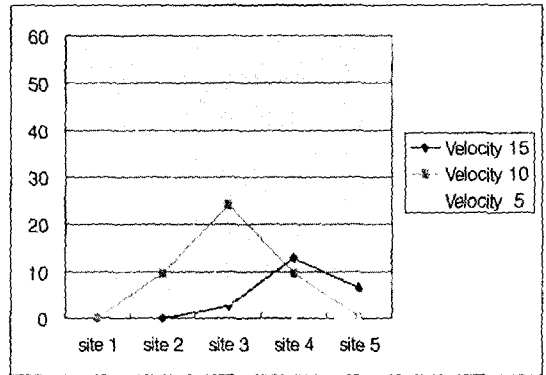


그림 7. 침전위치와 유속과의 관계
Fig. 7. Relationship between velocity and position of sedimentation

표 1. Zone A에서의 입자의 침전위치와 수량

Table 1. The deposited particles and amount of Zone A

Zone A	Site Number				
	1	2	3	4	5
density 1	44	36	9	3	0
density 2	52	52	27	20	5
density 3	55	42	40	33	15
density 4	47	43	39	44	12

표 2. Zone B에서의 입자의 침전위치와 수량

Table 2. The deposited particles and amount of Zone B

Zone B	Site Number				
	1	2	3	4	5
density 1	37	46	19	3	0
density 2	46	43	40	32	8
density 3	48	53	34	39	10
density 4	46	45	40	47	9

표 3. Zone C에서의 입자의 침전위치와 수량

Table 3. The deposited particles and amount of Zone C

Zone C	Site Number				
	1	2	3	4	5
density 1	40	33	11	1	0
density 2	48	35	30	13	0
density 3	47	51	35	47	8
density 4	45	50	39	36	15

V. 결론 및 향후연구

본 논문은 다량의 가변적인 정보를 보유하고 있는 수중에서 유동하는 입자의 움직임을 가시화하고 물의 흐름에 따라 분산되는 입자의 분산 정도와 입자의 침강패턴을 정확하게 예측, 분석하기 위해 인공신경망 알고리즘을 도입한 가시화 시스템을 제안하였다. 이러한 수리적이반의 시스템은 실제 물에서 움직이는 입자들과 궤적과 침전패턴 실제와 유사하게 모니터링 해낼 수 있도록 하기 위해서 입자 간에 작용하고 있는 물리적인 힘과 입자간의 상호작용을 충분히 고려하였으며, 운동량방정식과 연속방정식의 일반화하여 실제의 물과 유사하게 제어할 수 있도록 하였다. 따라서 본 시스템은 입자의 분산 그리고 입자의 특성에 따라 달라지는 침전패턴까지도 예측해 낼 수 있게 된다. 그러나 실제 수중 환경이 가지고 있는 다양한 경계조건을 포함하고 있지 않고 있다. 따라서 향후에는 수로모형 구조에 따라서 달라질 수 있는 침전패턴을 위해서 커브형과 같은 곡선형태의 경계조건을 추가 할 수 있도록 한다.

참고문헌

[1] M. Shamsa, G. Ahmadi, and DH. Smith, Computational modeling of flow and

sediment transport and deposition in meandering rivers. Elsevier Science 25, 6, 689-699. 2002.

- [2] John A.R, Clayton T.C. Engineering Fluid Mechanics, New York: John Wiley and Sons; 1997.
- [3] Ahn SH, Hydraulics, Dongmyong Press, 2002.
- [4] Hinds WC. Aerosol technology, properties-behavior, and measurement of airborne particles. New York: John Wiley and Sons; 1982.
- [5] Simon Haykin, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", MacMillan, 1994
- [6] G.A. Carpenter, S. Grossberg, The ART of Adaptive Pattern Recognition by a self-organizing Neural Network, Computer, 21, 3, 77-88, 1988.
- [7] G.A. Carpenter, S. Grossberg, ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input patterns, Applied Optics, 26,23, 4919-4930, 1987
- [8] B.S. Shin, C.K. Kim, E.Y. Cha, Applications of The Ecological Visualization System Using Artificial Neural Network and Mathematical Analysis, LNAI2903, 1027-1037, 2003.

저자소개



신복숙(Bok-Suk Shin)

1998년 2월 동의대학교 컴퓨터공학과 공학사
 2001년 8월 동의대학교 컴퓨터공학과 공학석사
 2002년 3월~2003년 2월 동의대학교 게임영상산업연구소 P.M 연구원

2004년 8월 부산대학교 전자계산학과 박사과정 수료
 ※관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 컴퓨터게임, 컴퓨터비전, 인공지능경망, 영상처리

제성관(Sung-Kwan Je)



2000년 2월 대구대학교 전자계산학과 이학사
 2002년 2월 부산대학교 전자계산학과 이학석사
 2004년 8월 부산대학교 전자계산학과 박사과정 수료

※관심분야 : 인공지능경망, 컴퓨터비전, 정보보안

ChunLin Jin



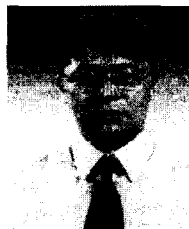
1999년 7월 Beijing Normal University, Department of Mathematics, Bachelor of Science, China
 1999년~2002년 2월 Yanbian University of Science & Technology, China

2002년 3월~2004년 2월 부산대학교 전자계산학과 이학석사

2004년 3월~현재 Turbo Air Inc.,

※관심분야 : 영상처리, 인공지능경망, 컴퓨터비전

김광백(Kwang-Baek Kim)



1993년 2월 부산대학교 전자계산학과 이학석사
 1999년 2월 부산대학교 전자계산학과 이학박사
 1996년 3월~1997년 2월 동의공업대학사무자동화과 전임강사

1997년 3월~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

※관심분야 : 영상처리, 인공지능경망, 퍼지시스템, 생체신호처리

조재현(Jae-Hyun Cho)



1986년 2월 부산대학교 계산통계학과 이학사
 1989년 2월 숭실대학교 전자계산학과 이학석사
 1998년 2월 부산대학교 전자계산학과 이학박사

2001년 3월~현재 부산가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 부교수

※관심분야 : 인공지능경망, 인공시각시스템, 영상처리



차의영(Eui-Young Cha)

1979년 2월 경북대학교 전산공학과 학사

1982년 2월 서울대학교 계산통계학과 이학석사

1998년 8월 서울대학교 컴퓨터공학과 공학박사

1985년 3월 ~ 현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

※관심분야 : 영상처리, 인공신경망, 신호처리, 컴퓨터비전