

고성능 근접 연산과 이의 응용

한국과학기술원 | 윤성의*

1. 서론

근접 연산(proximity computing)은 공간상에 존재하는 데이터와 그들 사이의 거리 기반으로 정의된 다양한 근접 질의(proximity query)를 처리하는 기술을 의미한다. 대표적인 근접 질의로는 충돌탐지(collision detection), 최근접 이웃 탐색(nearest neighbor search), 거리 계산(distance computation) 등이 있다.

이러한 근접 질의는 다양한 응용분야에서 널리 활용되고 있고, 활발히 연구되고 있는 기술이다. 최근 근접 질의에 기반한 응용분야들이 중요한 미래 기술 분야로 부상하고 있어, 이에 대한 관심이 증대되고 있는 상황이다. 구체적으로 최근접 이웃탐색에 기반한 이미지 검색, 광선추적법에 기반을 둔 고화질 물리 기반 렌더링 기술, 그리고 충돌탐지가 핵심인 로봇 경로 생성 기술들이 이러한 대표적인 응용분야이다.

이러한 응용분야에서 선도적인 연구를 진행하기 위해서는 개별 응용분야에 적합한 기술개발이 중요하다. 하지만 이에 못지않게, 모든 응용분야에 핵심 공통분모로 작용하는 근접 연산 기술 개발의 중요성도 간과해서는 안 된다. 특히 특정 시기마다 중요하게 부상되는 응용분야는 변화할 수 있으나, 이의 근간을 이루는 근접 연산 같은 원천기술은 그 특성상 오랜 기간 동안의 연구가 필요하고, 또한 이에 대한 장기간의 지식 축적은 미래 응용분야를 효과적으로 개발하고,

차별화 할 수 있는 핵심 전략이라 하겠다.

본 원고에서는 근접 연산이 활용되는 응용분야 세 가지를 살펴보고 (2장), 이 분야에서 향후 연구개발이 필요한 원천기술 네 가지를 다루고자 한다 (3장). 이를 통해 현재의 근접 질의 관련 기술을 소개하고, 미래 발전방향에 대해서 논하고자 한다 (4장). 마지막으로 본연구실에서 개발한 관련 공개 SW에 대해서 설명하고 본 원고를 마무리하고자 한다 (5장).

2. 응용 분야

근접 연산은 다양한 형태로 여러 응용분야에서 활용되고 있다. 본 원고에서는 이의 개별적인 나열과 설명보다는 현재 중요시 되고 있는 세 가지 응용분야를 설명하고, 각 해당분야에서 근접 연산의 역할을 설명하고자 한다. 이를 통해 근접 연산에 대한 이해도를 높이고, 이의 중요성에 대해 설명하고자 한다.

2.1 물리 기반 렌더링을 위한 광선 추적법 (Ray Tracing)

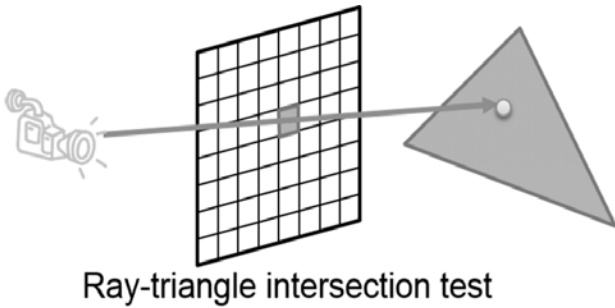
광선 추적법은 래스터라이제이션 (rasterization) 기법과 함께 컴퓨터 그래픽스 분야의 대표적 렌더링 (rendering) 기술이다. 최근 물리 기반 실사 영상 기술에 대한 요구가 영화 및 게임 등에서 크게 높아지고 있는 상황이어서 광선 추적법이 지속적으로 개발되고 향상되고 있다 [1].

특히 Monte Carlo 기반의 광선 추적법은 렌더링 방정식의 해(solution)를 가장 정확히 풀 수 있는 방식중의 하나로 여겨지고 있다. 또한 기존의 게임, 영화의 응용분야를 벗어나서 3D 프린터를 기반으로 한 고속 가상성형(rapid virtual prototyping)등에서도 해당 기술에 대한 요구가 증대되고 있다.

광선 추적법의 핵심 기술은 주어진 광선(ray)과 충돌하는 삼차원 가상 물체를 찾는 것이다. 컴퓨터 그래픽스 분야서는 이러한 가상 물체를 주로 삼각형으로 표현하기 때문에 광선과 충돌하는 첫 번째 삼각형을 찾는 광선-삼각형 충돌 연산(ray-triangle intersection test)이

* 종신회원

† 본 원고는 KAIST 대용량 그래픽스/이미지 검색/경로생성 연구실에서 지난 8년간 진행한 연구내용을 담고 있습니다. 이를 위해서 그 동안 많은 대학원생들이 다양한 분야에서 연구발표를 하였고, 이 과정에서 본 원고 내용과 직간접적으로 관련된 많은 연구교류가 있었습니다. 이에 대한 감사 인사를 먼저 드립니다. 본 연구실에서 박사과정을 하면서 많은 연구교류를 한 김태준, 이정환, 문보창, 김덕수, 허재필 박사에게 감사인사를 드립니다. 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술연구진흥센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음 [R0126-15-1108, (SW 스타랩) 대용량 이미지 검색과 시제품 렌더링을 위한 근접질의 SW 개발].



Ray-triangle intersection test

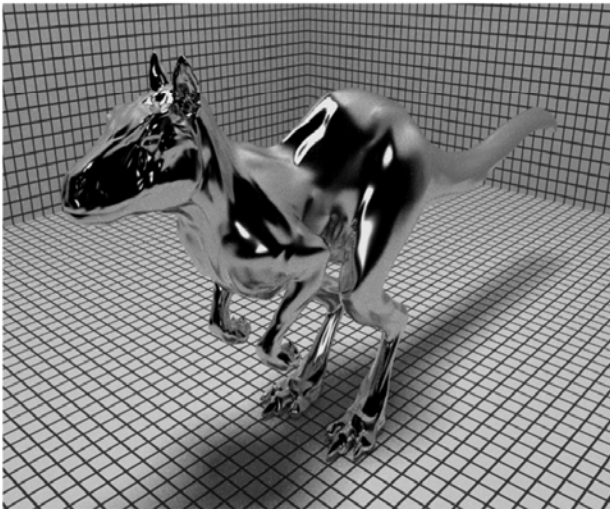


그림 1 광선 추적법의 핵심 근접 연산인 광선-삼각형 충돌탐지 연산(위)과 이에 기반을 둔 Monte Carlo 광선추적법으로 생성된 고화질 영상(아래)을 나타내고 있다. 고화질 영상 이미지 출처: 문보창박사 박사논문 발표자료

광선 추적법의 핵심 연산중의 하나이고, 이는 근접 연산의 대표적인 예이다 (그림 1).

광선 추적 기반의 렌더링 기술이 점점 널리 쓰이고 있는 상황이기때문에, 실제 모델을 표현하는 물체 특성을 고속으로 처리하는 기술이 중요한 상황이다. 이와 관련하여 3-4장에서 이중 병렬 기기를 활용한 고속 처리 기술을 다루고자 한다.

2.2 이미지 검색 (Image Search)

이미지 검색은 사용자가 제공한 사진 또는 스케치에 기반을 두어 사용자가 찾고자 하는 이미지를 찾는 기술이다. 이를 위해 대부분의 이미지 검색 기술은 주어진 이미지뿐만 아니라 이미지 데이터베이스에 있는 모든 이미지를 이미지 표현자로 기술하고, 이를 사용하여 이미지 검색을 실시한다.

이미지 표현자는 다양한 조명변화, 상이한 물체 해상도 같은 변화가 있어도 이미지들이 담고 있는 물체를 강건하게 표현하는 것에 목적을 두고 있다. 예로는 SIFT [2] 뿐만 아니라 최근에 각광을 받고 있는 신경

망(convolution neural net)에서 구해지는 이미지 표현자들이 있다.

이러한 표현자들의 대표적인 특징은 이들의 차원이 상당히 높다는 데에 있다. 예를 들어 전장에서 설명한 광선 추적법에서는 대부분의 모델들이 3차원 공간상에 정의 되어 있고, 이를 고속으로 다루는 트리(tree) 기반의 자료구조들이 널리 쓰이고 있다. 대표적인 예로는 bounding volume hierarchy 자료구조가 있다 [3]. 이에 반해 이미지 검색 시 사용되는 표현자들은 낮게는 몇 백 차원에서 몇 천 차원까지 널리 사용되고 있다. 예로 SIFT는 128 차원이 주로 사용되고, 최근 각광을 받는 신경망 기반의 표현자는 4천 차원이 넘는 고차원 표현자이다 [4].

이미지들은 위에 설명한 이미지 표현자 공간상에 고차원 데이터 포인트로 표현이 된다. 이 공간상에서 유사한 이미지를 찾는 이미지 검색은 주어진 이미지 포인트와 거리가 가까운 이미지들을 이미지 데이터베이스에서 찾는 문제로 귀결된다. 이것은 주어진 점에서 최근접 이웃 찾기 (nearest neighbor search) 또는 K개의 근접 이웃 찾기(K-nearest neighbor search)로 표현된다 (그림 2).

이런 고차원 공간상에서는 트리 기반의 자료구조는 저성능을 보인다는 것이 일반적으로 알려져 있다 [5]. 이보다는 해싱 (hashing) 기반의 기술이 널리 사용되고 있고, 이를 3.1장에서 살펴보고자 한다. 또한 유사한 이미지를 찾기 위해서는 거리함수를 잘 정의하는 것이 중요한데, 쉽게는 유클리디언 거리함수(Euclidean distance function)를 사용하기도 하지만, 이미지의 유사도를 나타낼 수 있는 임의의 거리함수도 지원 가능해야 한다. 이러한 임의의 거리함수에 대해서는 3.2장에서 살펴보고자 한다.

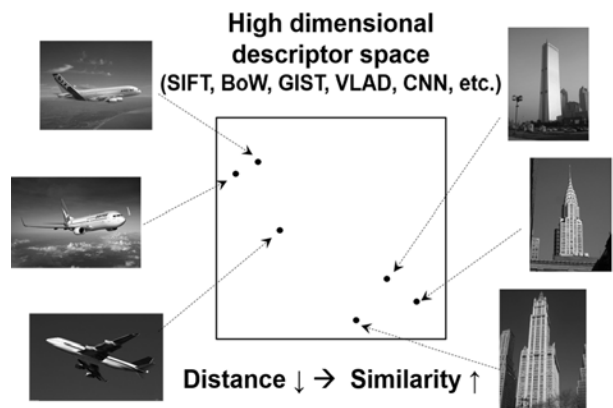


그림 2 이미지들을 이미지 표현자로 표현한 후, 유사한 이미지를 찾는 이미지 검색은 최근접 이웃 찾기 또는 K-인접 이웃 찾기 문제로 귀결된다. 출처: 허재필박사 박사논문 발표자료

2.3 로봇 경로 생성 (Robot Motion/Path Planning)

로봇의 경로를 생성하는 방식은 크게 관련 작업의 순서를 알아내는 *symbolic task planning* 기술(예, 접시를 먼저 들고, 그 접시를 닦는 순서를 파악)이 있고, 주어진 작업의 목적 하에서 기하적으로 로봇의 경로를 정확히 생성하는 *geometric motion planning* 기술(예, 접시의 특정 부분을 잡고, 접시를 닦는 경로를 생성하는 것)이 있다. 본 원고에서는 두 번째 경로생성 기술에 관해서만 다루고자 한다.

경로생성 기술은 크게 로드맵 기반 기술과 주어진 환경에 따라 동적으로 경로를 생성하는 *RRT(Rapidly-exploring Random Trees)* 기술이 대체를 이루면서 연구가 진행되고 있다 [6]. 이 두 가지 기술 모두 로봇의 자유도를 나타내는 구성 공간(*configuration space*)에서 임의의 샘플을 선택한 후 기존에 연결된 경로생성 자료구조(예, 그래프 또는 트리)에서 가까운 점을 선택하는 최근접 이웃 탐색을 실시한 후 최근접 점과 임의로 생성된 샘플 사이에 충돌이 없다면 이를 연결해나가는 방식으로 동작하고 있다. 즉 로봇 구성공간 상에서 근접점 질의 및 충돌 탐지 연산을 핵심 구성 요소로 활용하고 있는 것이다.

정확하면서도 고속의 경로생성을 위해서는 고속 연산기술 및 구성공간상에서 가까운 점을 정의하는 거리함수도 중요하다. 특히 이미지 검색 및 광선 추적 기법과는 다르게 로봇은 많은 센서를 활용하여 로봇 내부 상태 및 외부 환경을 측정하는데, 이 센서 데이터에 상당한 오류가 존재할 수 있다. 즉 이러한 오류를 고려하면서 오류에 강건한 근접 질의 기술을 개발하는 것이 핵심 기술 중의 하나이다. 이를 3-3장에서 다루고자 한다.

3. 핵심 원천 기술

전장에서 세 가지 핵심 응용 분야에 대해 살펴보았다. 본 장에서는 이 응용분야에 널리 활용되면서도 기술적 난제가 많이 있는 네 가지 원천기술을 살펴보고자 한다.

3.1 대용량 및 고차원 데이터 처리 기술

많은 응용 분야에서 대규모 문제를 다루기 때문에 대용량 데이터를 상시적으로 사용하고 있다. 또한 경로생성, 특히 이미지 검색 기술에서는 몇 만 차원에 이르는 데이터를 다루기도 한다. 이러한 대용량 및 고차원 데이터는 근접 연산에 상당한 기술적 난제를 제시하고 있다.

전장에서 기술한 것처럼 고차원 데이터에서는 트리 기반의 자료구조로는 유의미한 성능을 얻지 못하는 경우가 있다. 일반적으로 12차원 이상이 되면 트리 구조로는 원 데이터를 전수 조사하는 선형조사(*linear search*)보다 성능이 떨어진다는 것이 알려져 있다 [5].

이런 문제를 해결하기 위해 이미지 검색 분야에서는 크게 데이터 압축과 *indexing* 구조가 연구되고 있다. 데이터 압축은 특히 이미지 표현자를 이진화(*binarization*)하는 형태로 진행이 되고 있다. 이와 관련하여 다양한 해싱 기술 및 벡터 양자화 (*vector quantization*) 기술이 연구되고 있다. 본 원고에서는 최근에 각광을 받고 있는 해싱 기술에 대해서 간단히 설명하고자 한다.

대표적인 해싱 기술로는 초평면 (*hyperplane*) 기반의 *locality sensitive hashing (LSH)* 기술이 많이 쓰이고 있다 [7]. *LSH* 기반 벡터 양자화 기술은 고차원 벡터를 임의로 선정된 초평면 기준으로 위 또는 아래에 있는지를 조사하여 0 또는 1을 나타낼 수 있는 하나의 비트(*bit*)를 사용하여 이진화를 진행한다. 이 과정을 반복하면 이미지 표현자를 임의의 비트 크기를 표현할 수 있다 (그림 3).

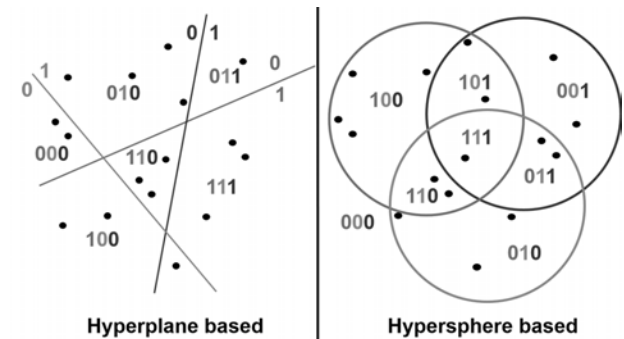


그림 3 초평면 (*hyperplane*) 및 초구(*hypersphere*)를 사용하여 고차원 벡터의 3 비트 (*bits*) 이진화(*binarization*)를 나타내고 있다. 이미지 출처: 허재필박사 박사논문 발표자료

본 연구팀은 기존 연구방식과는 다르게 초평면이 아니라, 초구 (*hypersphere*) 형태로 해싱 방식을 진행했고, 기존 기술보다 좋은 정확도를 보였다 [8]. 초구가 초평면에 비해 더 정확한 이미지 검색 결과를 보이는 이유는 *D* 차원을 갖는 이미지 데이터를 한 지역에 국한시키기 위해서는 *D+1* 초평면이 필요하지만, 초구의 경우에는 단 한 개의 초구만으로도 가능하기 때문이다.

위에서 설명한 해싱을 이용하여 데이터를 압축하면 메모리 요구량을 급격히 줄일 수 있는 장점이 있다. 하지만 검색속도를 실시간으로 하기 위해서는 이런 데이터를 효율적인 인덱싱(*indexing*)하는 것도 중요하다.

기존에는 inverted index 형식의 자료구조를 활용하여 같은 클러스터로 구해지는 이미지들을 하나의 index와 연결시켜, 관련 이미지 들을 고속으로 살펴볼 수 있게 하는 기술을 주로 활용하고 있다 [9]. 이런 기존 인덱싱 구조를 개선하는 연구와 이미지 검색 시스템에서 정확도, 성능, 메모리 요구 정도를 줄이는 기술은 몇 십억 이미지 또는 그 이상의 이미지 데이터를 효율적으로 다루기 위해서 해결되어야 하는 문제들이다.

로봇 경로생성 문제에도 자유도가 높은 로봇의 경우 고차원의 구성공간을 활용하게 된다. 이에 따라 이 분야에서도 기존의 트리 기반의 기술의 문제점이 부각되고 있다 [10]. 하지만 이에 대한 연구가 아직 활발히 연구되지 않는 상황이다. 무인차를 비롯하여 고성능 로봇이 점차 대두됨에 따라서 고성능 근접 연산 연구가 활발해 지리라 예상된다.

3.2 비유클리디언 거리 함수(Non-Euclidean Distance)

근접 연산을 처리하기 위해서는 데이터 사이의 거리를 측정하는 거리함수가 필수적이다. 대표적인 거리함수로는 데이터의 각 요소의 차를 제공하여 더한 유클리디언 거리함수이다; 다른 이름으로는 L2 거리함수로 불리기도 한다. 하지만 응용분야에 따라서는 L2 함수가 좋지 못한 성능을 나타내기도 한다. 이런 문제로 인해서 다양한 거리함수를 사용하는 연구가 진행되고 있다.

자동차 경로 생성의 경우 자동차를 나타내는 구성공간이 차의 위치, 방향, 속도 등을 포함하게 된다. 이때 구성공간상의 두 점 사이의 L2 거리는 가깝더라도, 자동차의 실제 이동거리는 상당히 길수 있다 (그림 4). 이런 상황에서 L2 거리로만 최근접 이웃을 찾은 후 로봇의 경로를 연결한다면 최적의 경로를 찾는데 상당한 시간이 요구될 수 있다. 이를 해결하기 위해서는 해당 로봇의 특성을 고려한 거리함수를 사용하여 최근접 이웃 또는 K-근접 이웃을 찾아야 한다.

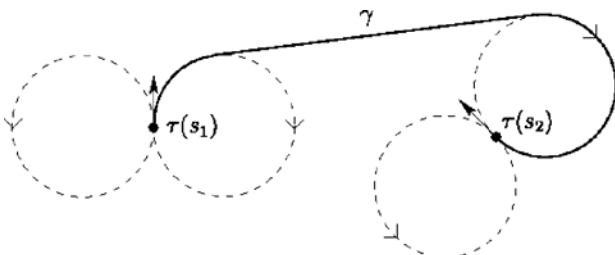


그림 4 초록점으로 표현된 자동차의 두 위치와 방향상의 L2 거리는 짧지만, 이의 실제 이동거리는 자동차의 특성상 상당히 길수가 있다. 이미지 컷은 모션 플래닝 알고리즘 책에서 발췌 [11]

응용분야에서 이러한 요구가 있음에도 불구하고, 기존의 많은 근접 질의 연산들은 L2에만 적용 가능한 형태로 연구되어 왔다. 예를 들어 kd-tree 또는 bounding volume hierarchy를 이용한 근접 연산에서는 L2이외의 복잡한 거리함수를 사용하기가 쉽지 않다. 이러한 문제를 해결하면서 트리 형태의 자료구조를 사용할 수 있는 기술 개발이 필요하다 [10].

이에 반해 해싱 분야에서는 커널(kernel) 함수를 지원하는 기술이 비교적 많이 개발되어 있다. 커널 기술은 주어진 차원에서 임의의 거리함수 또는 분류 함수(classification boundary, 예로 SVM에 사용되는 초평면 기반 분류경계)가 복잡한 비선형(non-linear) 형태를 가질 때, 이를 고차원으로 변형시켜서 선형(linear) 형태로 변경하고자 하는 방식이다. 이를 위해서는 원 데이터에 추가의 이미지 표현자를 사용하거나 하여 고차원으로 차원을 상승시키는 작업을 해야 한다. 하지만 이렇게 고차원인 데이터를 만들게 되면, 추가적인 메모리의 소모 등 많은 부가적인 문제가 생기게 된다.

이러한 문제를 피하기 위해 커널 기술은 커널 트릭(kernel trick)에 기반을 두어 기술을 발전시키고 있다. 이는 고차원 데이터를 생성하지 않고, 이들의 거리만을 내적(dot product)형태로 표현하여 고차원에서도 데이터를 효율적으로 분류하기 위한 방식이다. 기존의 많은 커널 기반 해싱 기술은 이렇게 내적 형태로 거리를 지원할 수 있는 커널 함수를 지원하고 있다. 대표적인 커널의 예로 Radial based Function(RBF) 또는 Chi Square(CS) 커널 등이 있다 [8].

이러한 최근의 연구가 이미지 검색분야에서는 많이 진행이 되고 있지만, 렌더링 또는 경로생성 분야에서는 이에 대한 인식이 많이 있지 않고, 단발적인 연구만이 진행되고 있는 상황이다. 이를 개선하기 위해서는 관련 기술에 대한 심층적인 연구가 필요한 상황이다.

3.3 불확실(Uncertainty) 데이터 처리 기술

로봇 경로 생성 시 외부 환경 인식을 위해 다양한 센서 장비가 사용된다. 대표적인 센서로는 카메라, 거리측정을 위한 LIDAR등이 있다. 이러한 다양한 센서 장비로부터 삼차원 외부물체 및 공간을 인식한 후 충돌이 없는 안전한 경로를 생성하는 것이 많은 로봇 경로생성 기술의 목적이다.

이렇게 센서 장비로부터 측정된 데이터에는 센서 장비의 한계 등으로 인하여 센서 오류 등을 포함하여 다양한 불확실성을 내포하고 있다. 이런 데이터를 100% 신뢰하

여 근접 연산에 사용하게 된다면, 최종 결과에 상당한 문제가 발생하기도 하고, 생성된 경로를 추적하는 과정에서 충돌이 발생하기도 한다. 이러한 문제를 회피하기 위해서는 센서 데이터에 내재된 다양한 오류를 고려하여 근접 연산을 수행하는 것이 필수적이다 [12].

기존의 많은 기술들이 센서 데이터와 로봇의 상태 자체에 대한 불확실성을 Gaussian 분포로 표현 하고 있다. 또한 로봇이 동작함에 따라 새로운 센서 데이터 정보 및 불확실성 분포를 Kalman filter를 통해서 갱신 한다. 로봇 경로 생성 기술 자체도 기존의 RRT기술에서 경로상의 다양한 불확실성을 고려하는 노드(node)를 RRT에 추가하여 연구가 진행되고 있다 [13].

본 연구팀은 기존의 확률기반 RRT 기술을 개선하여 점진적으로 경로를 생성하는 기술을 개발하였다 (그림5). 이를 통하여 궁극적으로는 다양한 불확실성을 인지하면서 안정적으로 경로를 생성할 수 있는 기술을 개발하고자 한다.

위에 기술한 기술들은 불확실성을 고려한다는 장점이 있지만, 계산량 및 추가적인 노드로 인해서 메모리 요구량도 폭발적으로 커지는 특징이 있다. 또한 센서 데이터의 오류 분포를 표현하기 위해서는 다양한 매개인자(parameter value)들이 필요한데, 이를 자동적으로 계산해주는 연구는 아직 부족한 편이다.

Monte Carlo 기반의 렌더링 기술의 경우 각 픽셀(pixel)마다 확률적으로 광선 샘플을 생성한 후 이들의 밝기 값(radiance)의 평균으로 해당 픽셀의 색을 정한다. 이를

통하여 정확한 렌더링 결과를 구하는 기술은 알려져 있으나, 샘플수가 적을 경우 이미지에 상당한 노이즈(noise)가 있다는 것이 알려져 있다. 이러한 노이즈는 렌더링 과정에서의 불확실성으로 생성된 것은 아니지만, 센서 오류에서 생기는 문제와 비슷한 확률적 특성을 가지고 있다.

최근에 렌더링 이미지에 존재하는 노이즈를 다양한 방식으로 제거하는 기술이 개발되고 있는데, 그 중 하나는 이미지 상에서 효율적으로 노이즈를 제거하는 기술들이 제안되고 있다 [14]. 아직 이러한 방식이 로봇 경로생성에서 활용되고 있지는 못하지만, 서로 상이한 기술들 간의 관계를 파악하고, 이를 통해서 각각의 기술을 향상시키고, 다른 분야들을 통합적으로 이해하는 연구도 필요하리라 예상된다.

3.4 이종 병렬 기반 실시간 처리

최근의 컴퓨팅구조는 단위 전력 소비당 더 많은 성능을 내기 위해 CPU, Graphical Processing Unit (GPU) 등의 이종병렬 칩을 하나의 칩에 집적하는 형태로 진행하고 있다. 이런 컴퓨터구조의 예로는 Sony의 Cell, AMD의 fusion chip등이 있다.

근접 연산 중 상당한 계산량을 요구하는 기술들은 이의 성능 향상을 위해서 병렬화가 이미 진행되었다. 하지만 대부분 CPU 또는 GPU 등의 단일 병렬기종을 활용하는 방식으로 연구가 진행이 되었다 [15]. 최근 많은 컴퓨터구조가 이종병렬화되고 있기에 이를 최대한 활용하는 기술의 중요도 점점 커지고 있는 상황이다.

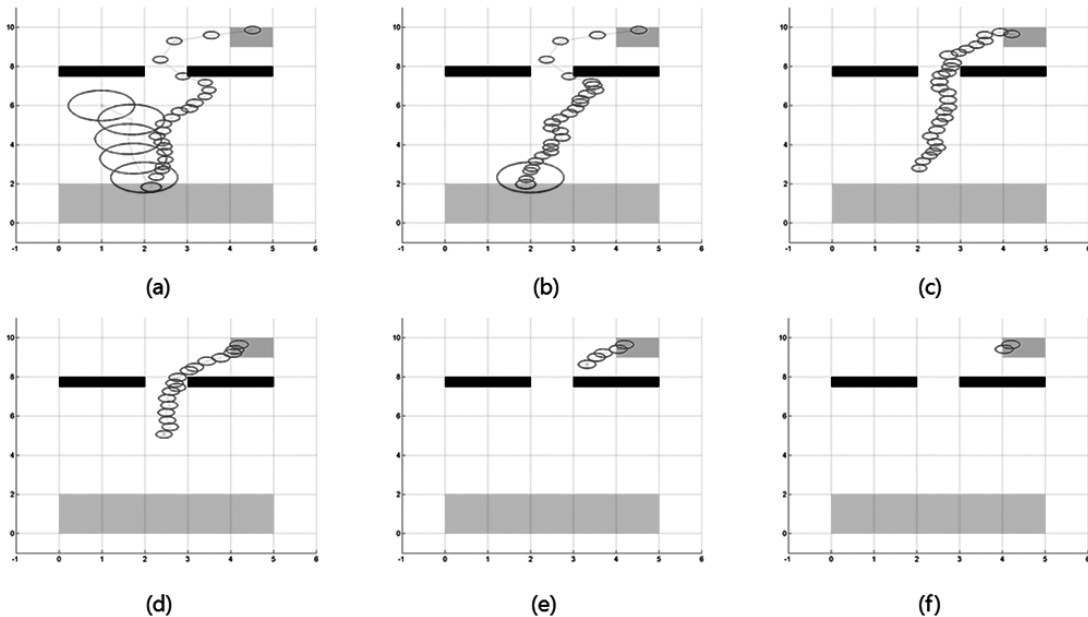


그림 5 시간이 지남에 따라서 초록점으로 표현된 로봇이 노란 사각형으로 표현된 목적지로 이동하는 과정을 나타냄. 아래쪽의 초록 상자에서만 환경에 대한 정보를 인지할 수 있다고 가정함. 원은 로봇의 각 점에서의 불확실 정도를 나타냄. 초록 상자를 지날 경우 불확실 정도가 줄어들어, 충돌 없이 목적지까지 도달할 수 있음. 그림은 [12]에서 발췌함.

이와 관련하여 본 연구팀에서는 높은 정확성을 지원하지만, 저성능 때문에 활발히 사용되지 못하던 연속적 충돌탐지(continuous collision detection) 기술의 이중병렬화를 진행하였다. 연속적 충돌탐지 기술을 수행하기 위해서 크게 두 가지 연산이 필요하다. 먼저 충돌가능성이 있는 삼각형의 조합을 찾기 위해서 삼각형들을 분포를 계층적으로 나타낸 bounding volume hierarchy를 활용하는 트리 탐색 작업이 필요하다. 이 과정을 통해 충돌가능성이 있는 두 개의 삼각형들을 찾아낸 후 이들이 연속적으로 움직이는 상황에서 정확한 충돌 시간을 계산하는 방정식 계산 부분으로, 즉 크게 두 가지 작업 형태로 분류된다.

이러한 각 작업을 CPU 또는 GPU에서 수행했을 때 성능을 측정하고, 이에 기반을 두어 최적의 성능을 낼 수 있는 작업분배(task distribution) 방식을 연구하였다. 이를 위해서 linear programming기반의 최적화 분배알고리즘을 개발하였다(그림 6).

이러한 연구로 이중병렬 기기를 활용하는 가능성을 보였지만, 많은 CPU와 GPU를 활용하는 기술까지는 확장을 하지 못하였다. 최근 많은 응용프로그램들이 클라우드 컴퓨팅(cloud computing) 환경에서 수행이 되는데, 이런 환경에서 사용되는 CPU/GPU를 최대한 활용하는 것이 중요하다. 이에 대한 연구가 앞으로도 지속적으로 주목을 받으리라 예상된다. 또한 기존의 많은 기술이 성능 향상에만 주로 초점을 맞추고 있지만, 비용 및 환경적인 문제로 인해 저전력 기술도 점점 중요해지리라 예상된다. 이를 위해 단위성능당 전력을 최소화하는 연구가 필요하리라 예상된다.

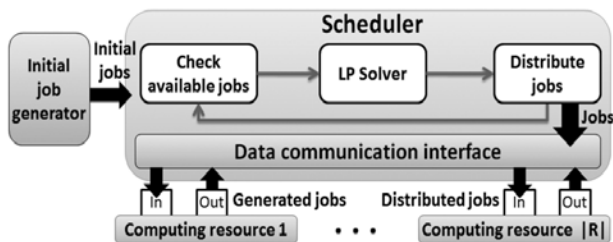


그림 6 CPU 또는 GPU를 나타내는 processing unit에 작업을 분배하여 최적의 성능을 내는 Linear Programming (LP) 기반의 작업 분배 기술을 표현함. 이미지 출처: 김덕수 박사 박사논문 발표자료

4. 향후 연구 방향 및 결론

지금까지 근접 연산을 사용하는 세 가지 응용분야와 이들 분야에서 중요하게 다루어져야 할 네 가지 원천기술을 살펴보았다. 이들 외에도 다음과 같은 기술이 지속적으로 필요하리라 예상된다.

- **제약조건을 만족시킬 수 있는 기술(proximity computing with constraints):** 렌더링 같은 응용에서는 대화형으로 사용자의 입력에 반응해야 한다. 대화형의 정확한 정의는 특정 응용마다 다르겠지만 일반적으로 30ms 안에 이미지 한 장을 생성 시켜야 함을 의미한다. 많은 응용분야에서는 대략적으로 이런 제약조건을 만족시키지만, 정확히 30ms안의 반응 시간을 보장 하지는 못하고 있다 [16]. 즉 특정 제약 조건을 반드시 지켜야 하는 hard constraint인 경우 이를 보장할 수 있는 근접 연산 기술이 필요하다. 이런 기술은 폭넓은 응용분야에 안정적으로 사용되기 위해서는 상당히 중요한 기술이라 여겨진다.
- **근접 연산 기반 연상 기술:** 최근 신경망에 기반을 둔 deep neural network 기술들이 뛰어난 인식 결과를 보여주고 있다. 하지만 사람의 다른 인지적 특성, 예를 들어 연상 능력을 표현하는 기술에 대한 연구는 아직 부족한 편이다. 근접 연산 기술은 그 특성으로 인해 하나의 데이터와 근접한 또는 유사한 데이터를 쉽게 찾을 수 있다. 이를 이용하여 연상능력을 표현할 수 있으리라 예측된다. 이를 검증하기 위해서는 특정 연상 기능을 정의하고 이에 대한 성능평가를 진행되어야 할 것이다.
- **저전력 기술:** 기존의 많은 연구가 고성능을 지향하고 있다. 하지만 클라우드 컴퓨팅 센터(computing center)에서 사용되는 높은 전력량과 이와 관련된 환경 문제가 점차 대두되고 있다. 이러한 전력 요구량을 줄이는 것은 경제적 요소뿐만 아니라 환경적인 측면에서도 상당히 중요한 문제이다. 이에 대한 적극적인 연구가 필요하다고 판단된다.

5. 관련 공개 SW

본 연구실에서 소개한 연구 주제와 관련하여 이미 많은 코드(source code)를 공개하였다. 최근에 github를 통한 코드 공유가 활발해 지고 있는 실정을 반영하여, 몇몇 코드는 github에 공개하였다. 또한 기업체에서도 쉽게 활용할 수 있도록 BSD로 라이선스로 공유하였다. 본 연구실에서 공유한 SW는 아래와 같이 설명하였고, 모두 <http://sglab.kaist.ac.kr/software>에서 다운로드 받을 수 있다.

- **렌더링 관련 SW:**
 - T-Rex: 해당 SW는 CPU/GPU를 활용하여 대용량 모델을 실시간, 점진적으로 고화질 렌더링을 시행할 수 있는 시스템이고, 대용량 모델 압축과 photon

map에 기반을 두어 기술을 개발하였다.

- Monte Carlo (MC) 기반 렌더링 이미지 denoising 기술: MC 기반의 렌더링 기술은 생성한 광선의 수가 적을 경우 이미지가 노이즈(noisy)하다는 문제점이 있다. 이를 효과적으로 제거하면서, 이때 생기는 오류를 최소화 하는 기술을 공개하였다.

• **이미지 검색/인식 관련 SW:**

- 해싱기술: 본 원고에서 소개한 초구 기반의 이미지 이진화 기술을 공개하였다. 이를 통해 메모리 요구량을 줄이면서도 정확한 이미지 검색을 수행할 수 있다.
- 근접 질의 기반 인식 기술: 근접 질의에 기반을 두어 인식을 수행하는 Naïve Bayes Nearest Neighbor(NBNN) 기술을 구현하여 이를 공개하였다.

• **로봇 경로생성 관련 SW:**

- RRT 기반 경로 생성 기술: 본 원고에서 설명한 RRT 기술을 공개하였다. 이를 바탕으로 다양한 경로생성 기술을 개발할 수 있다.
- 충돌탐지 기술: 경로생성을 하기 위해서는 충돌탐지가 선행되어야 하는데, 이와 관련된 SW를 개발하였고, 이를 공개하였다.

참고문헌

[1] M. Pharr and G. Humphreys: Physically Based Rendering: From Theory To Implementation, 2nd ed. Morgan Kaufmann Publishers Inc., USA, 2010

[2] D. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, IJCV, 528 60 (2) (2004) 91 - 110

[3] Christian Lauterbach, Sung-Eui Yoon, David Tuft , and Dinesh Manocha, RT-DEFORM: Interactive Ray Tracing of Dynamic Scenes using BVHs, IEEE Symp. on Interactive Ray Tracing, 2006

[4] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks, NIPS, 2012

[5] R. Weber, H.-J. Schek, and S. Blott, A quantitative analysis and performance study for similarity-search methods in high-dimensional spaces,” in Int. Conf. on Very Large Data Bases, 1998, pp. 194 - 205.

[6] Junghwan Lee, OSung Kwon, Liangjun Zhang, and Sung-eui Yoon, SR-RRT: Selective Retraction-based

RRT Planner, IEEE International Conference on Robotics and Automations (ICRA) 2012

[7] P. Indyk and R. Motwani. Approximate nearest neighbors: toward removing the curse of dimensionality. In STOC, 1998

[8] Jae-Pil Heo, Youngwoon Lee, Junfeng He, Shih-Fu Chang, and Sung-eui Yoon, Spherical Hashing: Binary Code Embedding with Hyperspheres, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 2015

[9] A. Babenko and V. Lempitsky. The inverted multi-index. In CVPR, 2012

[10] Tieu Lin Loi, Jae-Pil Heo, Junghwan Lee and Sung-Eui Yoon, VLSH: Voronoi-based Locality Sensitive Hashing, IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013

[11] Steven M. LaValle, Planning algorithms, Cambridge University Press, 2006

[12] 양현철, 임종우, 윤성의, “실시간 고속 임의 탐색 신뢰 트리” 제10회 한국로봇융합학술대회 논문집, 2015

[13] A. Bry and N. Roy. Rapidly-exploring random belief trees for motion planning under uncertainty. In IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, May 2011

[14] Bochang Moon, Nathan Carr, and Sung-Eui Yoon, Adaptive Rendering based on Weighted Local Regression, ACM Transactions on Graphics, 2014

[15] Duksu Kim, Jinkyu Lee, Junghwan Lee, InSik Shin, John Kim, Sung-eui Yoon, Scheduling in Heterogeneous Computing Environments for Proximity Queries, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG), 2013

[16] Tae-Joon Kim, Xin Sun, and Sung-eui Yoon, T-ReX: Interactive Global Illumination of Massive Models on Heterogeneous Computing Resources, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG), 2013

약 력



윤성의

1999 서울대 전산과 졸업(학사)
2001 서울대 컴퓨터공학부 졸업(석사)
2005 Univ. of North Carolina at Chapel Hill 졸업 (박사)
2007~현재 한국과학기술원 교수
관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 비전, 로봇틱스

Email: sungeui@gmail.com