

# 유사 셰이더 검색을 위한 계층적 인지감 추출

김두열\*, 장민희\*, 김상욱\*, 이재호\*\*, 최진성\*\*  
한양대학교 전자컴퓨터통신공학과\*, 한국전자통신연구원 디지털콘텐츠연구본부\*\*  
e-mail: gorila@agape.hanyang.ac.kr, zzzmini@agape.hanyang.ac.kr,  
wook@hanyang.ac.kr, jhlee3@etri.re.kr, jin1025@etri.re.kr

## Hierarchical Cognition Extraction for Similar Shader Search

Du-Yeol Kim\*, Min-Hee Jang\*, Sang-Wook Kim\*, Jae-Ho Lee\*\*, Jin-Sung Choi\*\*  
Dept. of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University\*  
Digital Content Research Division, ETRI\*\*

### 요 약

유사 셰이더 검색이란 그래픽 디자이너가 원하는 셰이더와 유사한 셰이더를 검색하는 것을 의미한다. 본 논문의 저자들은 유사 셰이더 검색을 이용하여 셰이더 생성 시 발생하는 시행착오와 시간을 크게 줄일 수 있는 셰이더 스페이스 네비게이터를 제안한 바 있다. 유사 셰이더 검색을 수행하기 위해서는 서로 다른 네트워크 구조를 가지는 셰이더들로부터 동일한 특징들을 추출할 수 있는 방안이 요구된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 계층적 인지감 추출 프레임워크를 제안한다. 제안하는 프레임워크는 복잡한 네트워크를 가지는 셰이더들을 분석하여 검색에 필요한 고정된 소수의 특성들만을 추출한다. 추출된 특성들은 서로 다른 네트워크 구조에서도 동일한 수와 형태를 갖기 때문에 다른 구조의 셰이더들 간에도 유사도를 쉽게 측정할 수 있다. 다양한 실험을 수행함으로써 제안하는 프레임워크를 이용하여 유사 셰이더를 효과적으로 검색할 수 있음을 보인다.

### 1. 서론

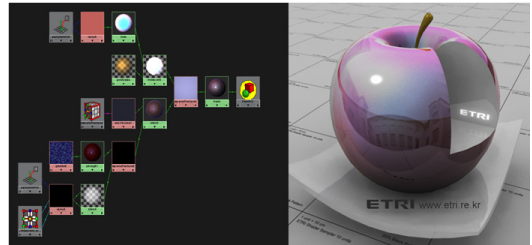
렌더링이란 위치, 조명과 같은 외부의 특성과 3차원 객체의 특성을 결합해서 나타나는 상황을 2차원 화상을 통하여 실감나게 보여주는 기술을 의미하며, 컴퓨터 그래픽스 분야에서 매우 큰 비중을 차지하는 기술이다[1]. 이러한 렌더링 기술은 영화, 애니메이션, 게임, 그리고 건축 디자인 등 3차원 콘텐츠가 요구되는 다양한 분야에서 널리 사용되고 있다[2].

셰이더란 형태를 제외한 색상, 재질감, 무늬 등 객체의 특성을 표현한다[3]. 셰이더는 렌더링 노드들의 네트워크로 구성되고, 이 네트워크를 셰이딩 네트워크라 한다[3]. 각 렌더링 노드는 객체를 표현하기 위한 고유의 특징을 가지고 있으며, 그 종류는 매우 다양하다. 또한, 각 렌더링 노드는 수십개의 애트리뷰트들로 구성된다.

렌더링 시스템은 셰이딩 네트워크 내에 있는 렌더링 노드들의 특징을 이용하여 셰이더를 실감나는 2차원 화상으로 보여준다. 그림 1은 셰이딩 네트워크와 그 셰이딩 네트워크를 바탕으로 렌더링된 결과의 예이다.

기존의 렌더링 시스템에서 셰이더를 생성하기 위해서는 매우 많은 시간과 시행착오가 요구된다[4]. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문의 저자들은 유사 셰이더 검색 시스템인 셰이더 스페이스 네비게이터를 개발하였다[5]. 셰이더 스페이스 네비게이터는 그래픽 디자이너가 원하는 셰이더와 유사한 셰이더를 데이터베이스로부터 검색해주는

시스템으로서 셰이더를 생성할 때 발생하는 시행착오와 시간을 크게 줄일 수 있다.



(그림 1) 셰이딩 네트워크와 렌더링 결과의 예

셰이더 스페이스 네비게이터는 유사한 셰이더를 검색하기 위하여 셰이딩 네트워크와 렌더링 노드들의 애트리뷰트들을 분석함으로써 셰이더간의 유사도를 측정한다. 대부분의 경우 셰이더들의 셰이딩 네트워크 구조가 다르기 때문에 일반적인 방법으로 유사도를 정의하기가 매우 어렵다. 셰이딩 네트워크 구조가 다른 경우 애트리뷰트의 수와 그 특성이 각각 다른 가변차원이기 때문에 비교 자체가 불가능하기 때문이다. 또한, 동일한 셰이딩 네트워크를 가진 경우에도 셰이더 검색을 수행하기는 어렵다. 하나의 셰이더는 적게는 수십 차원에서 많게는 수백 차원으로 이루어진 고차원 데이터이기 때문에 차원의 저주라는 문제가 발생하기 때문이다[6]. 차원의 저주란 차원의 수가 증가함에 따라 두 객체간 유사성의 판단이 어려워지는 현상을 의미한다.

셰이더 스페이스 네비게이터에서는 이러한 문제들을 해결하기 위하여 인지감 특성 추출 기법을 사용한다[7]. 인지감 특성 추출 기법이란, 셰이더의 셰이딩 네트워크 구조와 네트워크에 속하는 각 렌더링 노드의 애트리뷰트들을 분석하여 고정된 저차원인 6차원의 인지감 특성 집합을 추출해내는 방법이다. 인지감이란, 색깔이나 재질감처럼 그래픽 디자이너가 셰이더를 실제 사물로 인식하기 위해 느끼는 감각들을 의미한다. 이러한 기법을 통해 가변차원 및 고차원의 문제를 해결함으로써 효과적인 유사 셰이더 검색을 수행할 수 있다.

기존의 셰이더 스페이스 네비게이터는 2단계 이하의 높이를 가지는 셰이딩 네트워크만을 대상으로 검색을 수행하였다. 본 논문에서는 2단계 이상의 복잡한 셰이딩 네트워크에 대한 셰이더 검색을 수행하기 위한 계층적 인지감 추출 프레임워크를 제안한다. 계층적 인지감 추출 프레임워크는 복잡한 셰이딩 네트워크를 분석하여 검색에 필요한 정보만을 추출함으로써 유사 셰이더 검색을 효과적으로 수행할 수 있도록 한다. 이 프레임워크는 셰이딩 네트워크에 포함되어 있는 렌더링 노드의 수나 네트워크 구조에 관계 없이 어떠한 셰이딩 네트워크에서도 효과적으로 인지감을 추출할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 계층적 인지감 추출 프레임워크를 연구하게 된 동기에 관하여 설명한다. 제 3장에서는 셰이딩 네트워크 구조의 제약을 받지 않고 인지감 추출이 가능한 계층적 인지감 추출 프레임워크를 제안한다. 제 4장에서는 성능 평가를 통하여 본 연구의 우수성을 검증하고, 마지막으로 제 5장에서는 본 논문을 요약하고 결론을 내린다.

## 2. 연구동기

기존의 셰이더 검색 시스템에서는 2단계 이하의 높이를 가지는 기본적인 셰이딩 네트워크만을 대상으로 검색을 수행하였다.

그러나 실제 현장에서 사용되는 대부분의 셰이더들은 일반적으로 많은 수의 렌더링 노드로 이루어진 복잡한 네트워크 구조로 구성되어 있다. 셰이더의 세부적인 표현을 위해서 다양한 렌더링 노드들을 유기적으로 조합해야 하기 때문이다. 이 셰이딩 네트워크들은 표현하고자 하는 목적에 따라 구성방법이 달라지기 때문에 사용되는 렌더링 노드와 그 애트리뷰트, 그리고 네트워크 구조 또한 모두 다를 수 밖에 없다.

이와 같이 다양한 렌더링 노드와 네트워크 구조를 가지는 셰이더들에 대해 유사도를 측정하려면 각 셰이딩 네트워크에서 동일한 수와 형태를 갖는 특징들을 추출해야 한다. 두 셰이더에서 추출된 최종적인 특징들이 서로 같아야 비교가 가능해지기 때문이다.

그러나 서로 다른 두 셰이딩 네트워크로부터 동일한 특징들을 추출하는 것은 쉬운 일이 아니다. 어떠한 렌더링 노드가 사용되었느냐에 따라 셰이더에서 추출되는 인지감의 특성과 그 수는 모두 다르다. 따라서 비교하고자 하는

두 셰이더에 사용된 렌더링 노드들이 다를 경우 동일한 수의 특징들을 추출하기가 어렵다.

또한, 같은 렌더링 노드가 사용되었다고 하더라도 네트워크 구조의 연결 상태가 다르면 결과적으로 다른 특성을 나타낼 수 있다.

이러한 점들을 고려하여 본 논문에서는 렌더링노드의 수나 종류, 그리고 네트워크 구조에 상관없이 동일한 형태의 인지감 특성을 추출할 수 있는 새로운 방안을 제시한다.

## 3. 제안하는 프레임워크

### 3.1 기본 전략

본 장에서는 복잡한 셰이딩 네트워크에서 인지감을 추출할 수 있는 계층적 인지감 추출 프레임워크를 제안한다. 계층적 인지감 추출 프레임워크는 셰이딩 네트워크에서 각 렌더링 노드의 인지감을 추출한 뒤 상위 단계로 통합하는 과정을 통해 인지감을 얻을 수 있는 프레임워크이다.

셰이딩 네트워크는 일반적인 네트워크와 다르게 노드간의 상하 관계가 존재한다는 특징을 가지고 있다[3]. 셰이딩 네트워크는 특정 렌더링 노드의 애트리뷰트에 다른 렌더링 노드를 하위 노드로 연결함으로써 구성된다. 셰이딩 네트워크에서 특정 렌더링 노드의 애트리뷰트에 다른 렌더링 노드를 연결시키는 것은 그 애트리뷰트가 가지는 특성을 렌더링 노드의 특성으로 대체한다는 것을 의미한다. 즉, 각 렌더링 노드마다 추출된 인지감 특성 값은 연결된 상위 렌더링 노드의 애트리뷰트 값에 대응될 수 있다.

상위 렌더링 노드의 특정 애트리뷰트에 연결된 하위 렌더링 노드의 인지감 특성 값을 대입시키면 하위 렌더링 노드의 특성을 포함한 인지감 특성을 구할 수 있다. 계층적 인지감 추출 프레임워크는 이러한 특성을 이용하여 단계적인 인지감 추출을 수행함으로써 셰이딩 네트워크가 아무리 복잡한 구조라 하더라도 최상위노드에서 최종적인 6차원 인지감 특성을 얻을 수 있다.

### 3.2 계층적 인지감 추출 프레임워크

전술한 바와 같이 인지감 특성은 6차원 데이터로 구성된다. 이는 6차원이 정보의 손실을 최소화하면서 검색을 위한 정확한 특성을 뽑아내는 데 적합한 단위이기 때문이다. 그러나 렌더링 노드의 애트리뷰트는 단일한 값을 갖는 1차원 데이터이다. 따라서 하위 렌더링 노드에서 추출된 인지감 특성 집합을 상위 렌더링 노드의 애트리뷰트에 그대로 대입하는 것은 불가능하다.

본 논문에서는 하위노드의 각 인지감 특성값을 상위 노드에 연결된 애트리뷰트에 각각 대입함으로써 다수의 인지감 특성 집합을 얻는 방안을 사용하고자 한다.

인지감 특성  $f_i$ 로 이루어진 6차원의 인지감 특성 집합  $F = \{f_i | 1 \leq i \leq 6\}$ 라고 하고, 렌더링 노드의  $i$ 번째 애트리뷰트를  $a_i$ 라고 했을 때, 특정 렌더링 노드의 인지감 특성 추출 함수는 다음과 같다.

$$f_i = \text{func}_i(a_1, a_2, \dots, a_n), \quad (1 \leq i \leq 6)$$

위 렌더링 노드의 특정 애트리뷰트  $a_i$ 에 하위 렌더링

노드가 연결되어 있다면 그 하위 렌더링 노드의 각 인지감 특성값인  $f_{low_j}$ 를 애트리뷰트  $a_i$ 에 각각 대입함으로써 상위 노드의 인지감 특성 집합  $F_{high} = \{f_{ij} | 1 \leq i \leq 6, 1 \leq j \leq 6\}$ 을 구할 수 있다.

$$f_{ij} = func_i(a_1, a_2, \dots, f_{low_j}, \dots, a_n), (1 \leq i \leq 6, 1 \leq j \leq 6)$$

그러나 이러한 방식으로 인지감 특성을 추출하게 되면 셰이딩 네트워크의 각 단계마다 인지감 특성의 차원수가 6배로 증가하는 문제가 발생하게 된다. 결국 깊이가 n인 셰이딩 네트워크에서 이 같은 과정을 반복할 경우 최종적으로  $6^n$ 차원의 인지감 특성 집합을 얻게 된다. 네트워크의 깊이에 관계없이 고정된 차원의 특징들을 추출하기 위해서는 각 노드 단계에서 얻어지는 인지감 특성 집합  $F_{high}$ 를 6차원으로 만드는 방안이 요구된다.

본 논문에서는 셰이딩 네트워크의 각 단계마다 인지감 특성들을 유사한 특성들끼리 분류한 후, 분류된 인지감 특성들을 대상으로 6개 인지감 특성으로 병합하는 방안을 사용한다. 각 인지감 특성 집합은 같은 특성으로 이루어진 데이터 집합이기 때문에 각 인지감별로 유사한 특성들 간의 병합이 가능하다.

먼저, 셰이딩 네트워크의 단계가 올라갈 때마다 인지감 특성간의 유사도를 측정하여 인지감 특성들을 6개 집합으로 분류한다. 유사도에 의해 분류된 인지감 특성들을 각 집합안의 특성들간 관계를 고려하여 그 집합을 대표할 수 있는 인지감 특성으로 병합한다. 셰이딩 네트워크의 각 단계에서 이와 같은 과정을 수행하게 되면, 최하위 계층에서부터 상위계층으로 인지감이 통합되면서 올라가게 된다. 최종적으로 최상위 노드에서 고정된 6차원의 인지감 특성값을 얻음으로써 전체 셰이딩 네트워크에 대한 인지감 특성 추출이 완료된다.

이러한 과정을 통해 추출된 인지감 특성은 셰이딩 네트워크의 구조와는 상관없이 6차원이라는 적은 수의 동일한 특성을 갖는다. 즉, 서로 다른 셰이딩 네트워크 구조라 하더라도 동일한 특성이 추출됨으로써 유사도 측정을 쉽게 수행할 수 있다. 또한, 셰이딩 네트워크의 각 단계마다 인지감 특성들간의 관계를 고려하여 유사한 특성끼리 병합되기 때문에, 정보의 손실을 최소화함으로써 정확한 검색 결과를 가져온다. 제 4장에서 다양한 실험을 수행하고 그 결과를 보임으로써 이를 검증한다.

## 4. 실험

### 4.1 실험 환경

본 실험에서는 실제 컴퓨터 그래픽 디자이너들이 사용하는 셰이더들을 기본으로 하여 다양한 셰이더 데이터 집합을 생성하였다. 먼저 그래픽 디자이너를 통해 다양한 셰이딩 네트워크 구조로 되어있는 27개의 셰이더 데이터를 획득하였다. 각 셰이더 데이터에 대해 렌더링 노드의 모든 애트리뷰트 값을 무작위(random)로 바꾸어 다양한 특성을 갖는 27,000개의 셰이더 데이터를 생성하였다.

유사 셰이더 검색은 k-최근접 이웃 검색을 기반으로 수

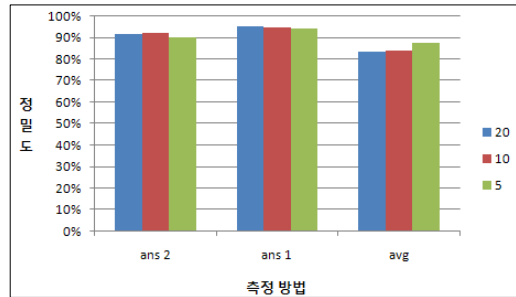
행하였다[6]. k의 개수는 20, 10, 5개로 하였다. 본 실험에서는 유사 셰이더 검색 결과의 정확도를 판단하기 위하여 5명의 평가자들이 각 검색의 결과를 평가하도록 하였다. 평가자들은 각 질의 셰이더에 대하여 검색된 k개의 유사 셰이더 결과를 ‘정답’과 ‘비 정답’으로 구분하여 질의 결과를 평가하였다.

각 평가자들은 색감과 재질감이라는 두 가지의 인지감을 기준으로 질의 결과를 평가하도록 하였다. 색감은 색을 통해 느껴지는 감각으로 셰이더를 구성하는 모든 색 정보들을 의미하며, 재질감은 셰이더가 어떠한 소재로 이루어져 있는지에 대한 감각을 의미한다.

본 실험에서는 유사 셰이더 검색의 정확도를 판단하기 위한 기준으로 정밀도(precision)와 평균정밀도(average precision)를 사용하였다. 다양한 상황에서 정밀도와 평균정밀도를 구하였다. 실험의 정확한 측정을 위하여 각 인지감별로 10개 질의에 대한 정밀도와 평균정밀도의 평균을 측정하였다.

### 4.2 실험 결과

주어진 셰이더에 대하여 유사 셰이더를 판단하는 기준은 각 개인이 느끼는 인지감에 따라 다르다. 따라서 다양한 측정 방법을 통해 실험을 수행함으로써 제안하는 기법으로 수행된 유사 셰이더 검색 결과의 정확도를 판정한다.



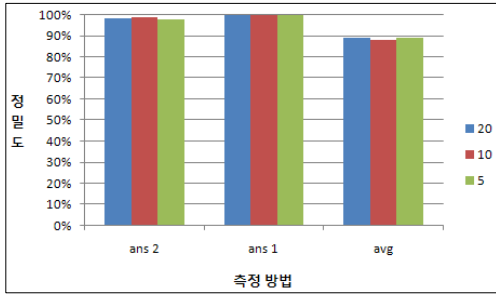
(그림 2) 측정 방법에 따른 색감의 정밀도 변화

그림 2는 측정 방법에 따른 색감의 정밀도 변화를 나타낸 것이다. 그림 5의 가로축은 측정 방법의 변화를 의미하고, 세로축은 정밀도를 의미한다. 측정 방법에서 ans2는 k-최근접 이웃 검색의 질의 결과들에 대하여 5명의 평가자 중 적어도 2명 이상이 정답이라고 판단한 셰이더를 대상으로 정밀도를 측정한 것이다. ans1은 k-최근접 이웃 검색의 질의 결과들에 대하여 5명의 평가자 중 적어도 1명 이상이 정답이라고 판단한 셰이더를 대상으로 정밀도를 측정한 것이다. avg는 5명의 평가자 각각이 매긴 정답에 대하여 정밀도를 구한 후 그 평균을 측정한 것이다. 그리고 파란색 막대그래프는 20-최근접 이웃 검색에 대한 정밀도를 나타내고 빨간색 막대그래프는 10-최근접 이웃 검색, 녹색 막대그래프는 5-최근접 이웃 검색에 대한 정밀도를 나타낸다.

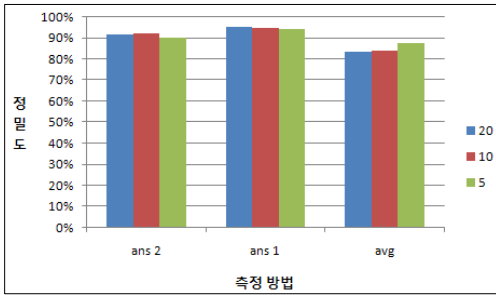
실험 결과, ans2에서는 최대 92%, ans1에서는 최대 95%, 그리고 avg에서는 최대 81%의 정밀도를 보였다.

avg에 대한 정밀도는 다른 측정 방법에 비하여 낮게 측정되는데 그 이유는 특정 셰이더에 대해서 개인이 느끼는 인지감이 각각 다르기 때문이다.

그림 3은 측정 방법에 따른 재질감의 정밀도 변화를 나타낸 것이다. 실험 결과, ans2에서는 최대 99%, ans1에서는 최대 100%, 그리고 avg에서는 최대 89%의 정밀도를 보였다. 전체적인 경향이 색감의 정밀도와 유사하게 측정되었다.

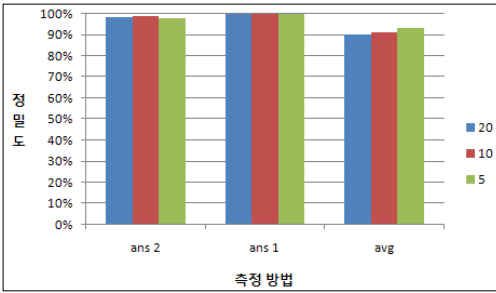


(그림 3) 측정 방법에 따른 재질감의 정밀도 변화



(그림 4) 측정 방법에 따른 색감의 평균정밀도 변화

그림 4는 측정 방법에 따른 색감의 평균정밀도 변화를 나타낸 것이다. 실험 결과, ans2에서는 최대 92%, ans1에서는 최대 95%, 그리고 avg에서는 최대 88%의 정밀도를 보였다.



(그림 5) 측정 방법에 따른 재질감의 평균정밀도 변화

그림 5는 측정 방법에 따른 재질감의 평균정밀도 변화를 나타낸 것이다. 실험 결과, ans 2에서는 최대 99%, ans 1에서는 최대 100%, 그리고 avg에서는 최대 93%의 정밀도를 보였다. 전체적인 경향이 색감의 정밀도와 유사하게 측정되었다.

## 5. 결론

유사 셰이더 검색을 수행하기 위해서는 서로 다른 네트워크 구조를 가지는 셰이더들로부터 동일한 특징들을 추출할 수 있는 방안이 요구된다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 계층적 인지감 추출 프레임워크를 제안하였다. 제안한 기법은 셰이딩 네트워크에서 하위노드의 각 인지감 특성값을 상위 노드에 연결된 한 애트리뷰트에 각각 대입함으로써 다수의 인지감 특성 집합을 얻는다. 다음, 이 인지감 특성들을 유사한 특성들끼리 분류한 후, 분류된 인지감 특성들을 대상으로 6개 인지감 특성으로 통합한다. 셰이딩 네트워크의 각 단계에서 이와 같은 과정을 수행함으로써 최종적으로 최상위 노드에서 고정된 6차원의 인지감 특성값을 얻게 된다.

이러한 과정을 통해 추출된 인지감 특성은 서로 다른 셰이딩 네트워크 구조에서도 6차원의 동일한 형태를 갖기 때문에 어떠한 셰이더에 대해서도 유사도를 측정할 수 있다. 또한, 셰이딩 네트워크의 각 단계마다 각 인지감 특성간의 관계를 고려하여 유사한 특성끼리 병합하기 때문에 정보의 손실을 최소화함으로써 정확한 검색 결과를 가져온다. 실험 결과, 제안된 기법은 최대 98%의 정밀도와 98%의 평균정밀도를 보이는 것으로 나타났다.

## Acknowledgement

본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 IT신성장동력핵심기술개발 사업의 일환으로 수행하였음 (2006-S-045-01, 기능 확장형 초고속 렌더러). 또한, 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 부분적인 지원을 받았음 (IITA-2008-C1090-0801-0040).

## 참고문헌

- [1] M. Pharr and G. Humphreys, *Physically Based Rendering: from Theory to Implementation*, Elsevier Press, 2004.
- [2] J. Birn, *Digital Lighting and Rendering*, New Riders Press, 2006.
- [3] S. Upstill, *The RenderMan Companion: A Programmer's Guide to Realistic Computer Graphics*, Addison-Wesley Professional, 1990.
- [4] J. Kajiya, "The Rendering Equation," In *Proc. of the 13th annual Conf. on Computer graphics and interactive techniques*, ACM SIGGRAPH, pp. 143-150, 1986.
- [5] J. Lee et al., "A Similar Shader Retrieval System for an Effective Shader Creation Process," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 45, No. 3, pp. 58-67, 2008.
- [6] S. Beyer et al., "When Is Nearest Neighbor Meaningful?," In *Proc. Int'l. Conf. on Database Theory*, ICDT, pp. 217-235, 1999.
- [7] M. Jang et al., "Cognitive Feature Extraction for Similar Shader Search," *Korean Computer Congress*, Vol. 35, No. 1, pp. 9-10, 2008.