

논문접수일 : 2014.10.05

심사일 : 2014.10.14

게재확정일 : 2014.10.14

붓 터치에 기반한 신인상주의 회화의 질감 비교 분석

Comparison And Analysis of Neo-impressionist Painting's Texture Based on Brush
Strokes

김 철 기

부산대학교 예술대학 디자인학과 교수

Kim, Cheol Ki

Pusan National University

* 이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음
(NRF-2012S1A5A2A01017586)

1. 서론

- 1-1. 연구배경과 목적
- 1-2. 연구범위와 방법

2. 이론적 배경

- 2-1. 질감의 종류
- 2-2. 질감의 분석방법
- 2-3. GLCM의 정의
- 2-4. 신인상주의 화가의 작품세계

3. 실험방법 및 결과

- 3-1. 실험대상 선정
- 3-2. 실험방법
- 3-3. GLCM을 이용한 특징추출
- 3-4. 실험결과

4. 논의 및 결론

참고문헌

논문요약

본 연구에서는 쇠라와 시냐코로 대표되는 신인상주의 작품을 대상으로, 점묘법의 도입을 통해 표현된 질감의 과학적 의미를 분석하는 방법을 제시하고 있다. 분석을 위하여 GLCM에 기반한 하라릭(Haralick) 특징 변수를 적용하였다. 하라릭 특징 변수는 질감에 대한 2차원 통계치를 추출하기 위한 도구이다. 본 연구에서는 각 화가에 대하여 75개씩 질감 데이터를 랜덤하게 추출하여 20개의 특징 변수값을 측정한 후 통계적 의미를 검증하기 위하여 독립 t-검정을 수행하였다. 실험결과 두 화가의 질감에 대한 14개의 특징 변수에서 유의미한 차이가 존재함을 확인할 수 있었다. 쇠라의 경우 시냐코에 비해 명암도의 차이가 큰 픽셀들을 많이 사용하였으며, 이로 인해 픽셀들간의 유사성이 낮아지게 되고 변이도가 큰 질감이 느껴지게 됨을 알 수 있었다. 반면 시냐코의 경우 인접한 픽셀들간의 상관성이 쇠라에 비해 높으므로 명암도의 차이가 적고 에너지와 동질성이 크므로 상대적으로 질감이 대체적으로 균일한 편임을 알 수 있었다.

주제어

질감분석, 붓 터치, 동시발생행렬

Abstract

This study analyze texture's scientific meaning of Neo-impressionist painters who, working with Seurat and Signac, helped develop the Pointillist style. We uses GLCM based Haralick's feature variables to analyze paintings. It is a good tool to extract 2D statistical values about painting's texture. In this study, after we randomly extract 75 texture images per painter and measure 20 feature variables, we use a independent t-test for finding statistical meanings. Throughout experimental results, we can confirm the existence of texture's differences in 14 feature variables among two painters.

In comparison to Signac, Statistically significant differences are appeared between intensities. The results are confirmed that has the low-similarity between pixels. And it is known that texture have large variability. In the case of Signac, on the other hand, because texture correlation between adjacent pixels have high relative intensity, so texture is generally uniform.

Keyword

Texture analysis, Brush strokes, GLCM

1. 서론

1.1. 연구배경과 목적

최근 들어 회화의 분석 연구에서 질감은 작품을 특징 짓는데 매우 중요한 요소로 사용되고 있다. 숙련된 미술사학자들이 특정 화가의 회화 작품을 분석할 때에도 작품의 외면적인 공간 특성은 심도 있게 고려되는 요소 중 하나이다. 이러한 이유로 근래에 들어 다양한 장비를 통한 과학적 방법들이 제시되고 있으나 수동적 분석에 비하여 한계를 드러내고 있다. 그러나 인간의 시각에 의해 이루어지는 수동적인 분류도 결국은 회화 작품 속에 포함되어 있는 공간특성에 따라 좌우되기는 마찬가지이다. 하나의 작품 속에서 드러나는 공간요소에는 여러 종류가 있을 수 있다. 이를 조형요소라 특징지을 때 먹물의 농담으로 표현되는 동양미술과 달리 다양한 종류의 물감과 붓으로 표현되는 서양미술에서는 선(line), 색(color), 질감(texture), 평면적인 형(shape), 입체적인 형(form), 밝기(value), 공간(space)과 같은 7가지 기본 조형요소들이 결합되어 화가의 작품 의도가 표출되고 있다(Wikipedia, 2014). 따라서 미술사 연구에 있어 이들의 분석은 매우 중요한 위치를 차지하고 있다. 사람들은 실생활 속에서 의지와 무관하게 특정 감각기관들을 통하여 질감을 느끼게 된다. 즉, 질감은 촉각을 통해 직접적으로 느낄 수도 있지만 시각을 통해서도 느낄 수 있다. 물론 청각을 통하여서도 질감을 느끼기도 하지만 촉각과 시각에 비하여 그 비중이 적다. 따라서 회화의 경우 붓질에 따른 물감의 표현, 캔버스의 재질 등에 따라 관람자는 질감을 느끼게 된다. 이러한 질감은 특히 회화에서도 다양한 장르에서 화가의 의도에 의해 다양한 방법에 의해 표출되고 있다.

이러한 질감의 정의는 아직까지도 무어라 명확히 정의되어있지는 않지만 관련 연구를 통해 여러 학자들의 다양한 정의를 살펴볼 수 있다. 그 중 예술적 관점에서 바라본 질감의 정의는 다음과 같이 정리할 수 있다. 질감은 예술작품에서 표면의 거칠거나 부드러운 정도를 말한다. 거친 질감은 부드러운 질감보다 대비도가 더 크고, 더 동적이며 깊이감(depth)이 풍부하게 느껴진다. 알렉산더 등(Alexander Toet et al., 2011)과 마르셀, 테오, 아르잔(Marcel P. Lucassen, Theo Gevers, Arjan Gijsenij, 2011)의 연구에서는 내적 심리를 반영하는 요소에서 컬러와 더불어 질감을 중요한 요소라 소개하고 있다. 이러한 선행연구를 근거로, 본 논문에서는 회화에 점묘법을 도입한 쇠라와 시냐크의 작품을 질감을 중심으로 분석해 보고자 한다. 겉보기에는 시각적으로 비슷해 보이는 점묘법일지라

도 질감의 과학적 분석이라는 틀로서 바라본다면 다르게 해석될 수 있을 것이며, 이러한 연구는 미술사적 관점에서도 의미가 있을 것이다.

1.2. 연구범위와 방법

본 연구에서는 신인상주의 화가들 중 점묘법을 사용한 화가의 작품을 대상으로 빛의 내면적 표현이 질감의 관점에서 어떠한 차이를 보이고 있는지 조사하기 위하여 쇠라와 시냐크이라는 대표적인 화가 2인을 선정하였다. 또한 선정된 화가의 대표 작품으로부터 각각 75점씩 100x100 픽셀 크기의 질감이미지를 랜덤하게 추출한 후, 이를 토대로 영상처리 및 통계적 기법을 적용하여 분석을 수행하고 시각적으로는 비슷해 보이는 두 화가의 점묘법에 의해 표현된 작품에서 느껴지는 질감에는 어떠한 차이가 있는지 알아보하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1. 질감의 종류

서양미술사를 살펴보면 오래 전부터 화가들은 질감의 표현을 이용하여 그들만의 고유하며 독특한 비주얼 텍스처(visual texture)라 불리는 반복적인 패턴을 만들어 내고 있다. 오비크 등(Otto G. Ocvirk et al., 2004)은 화가들이 사용하는 질감을 네 가지 기본 유형의 질감, 즉 실제질감, 모사질감, 추상질감, 창안 질감으로 분류하고 있다. 이를 상세하게 정의하면 다음과 같다.

1) 실제질감(actual texture)

실제질감은 화면 표면에서 보이고 느껴지는 직접적인 질감이다. 즉 직접 접촉을 통하여 만져보지 않고도 시각으로 질감을 예측할 수 있게 만드는 질감이다. 고호가 즐겨 사용한 두터운 물감 표현은 시각 경험을 통하여서도 질감을 충분히 느낄 수 있게 해준다. 또한 붓질 이외의 또 다른 오브제를 종이에 덧붙임으로써 질감을 표현한 피카소가 있다. 이러한 파피에 콜레나 콜라주 같은 모든 표현 방법이 실제 질감에 해당한다.

2) 모사질감(simulated or implied texture)

주로 명암처리를 이용하여 실제와 같이 보이도록 표현된 것, 즉 극사실적 표현 방법을 이용하여 시각적 착시효과를 유도하는 질감이다. 트롱프 뵈유(trompe l'oeil)와 같이 사람들이 실물인 줄 착각하도록 만든 작품이 이에 해당한다.

3) 추상질감(abstract texture)

사물 본래의 질감을 있는 그대로 표현하는 것이 아니라 작가의 주관적 느낌대로 표현된 질감이다. 즉 사물 고유형태는 표현하면서도 그를 구성하는 질감은 단순화 또는 패턴화하여 표현함으로써 특정 부분을 강조할 때 사용되기도 한다.

4) 창안질감(invented texture)

실제질감이나 모사질감과는 전혀 다른 화가의 상상에 의해 새로이 창안된 질감을 창안질감이라 한다. 그리고자 하는 영역을 조각내어 표현하는 경향이 있으며 점이나 짧은 사선, 체크 등과 같은 패턴을 이용하여 영역을 질하는 것들이 이에 해당한다.

2.2. 질감의 분석방법

회화를 그릴 때 사용되는 획은 종이의 건습도에 따라 표현이 달라진다. 젖은 물감은 경계면 처리가 부드러우며 유사한 느낌의 획이 많고 폭과 밀도가 다양하다는 특징이 있는 반면, 마른 성분의 물감은 젖은 물감에 비해 표현할 수 있는 폭이 한정적이며 획이 중간에 끊어지는 현상이 발생하고 질감은 알갱이가 많이 느껴지며, 비정규적인 특징을 갖고 있다. 일반적으로 회화에 있어 질감의 분류는 추출된 획에 의하여 결정되며 지금까지 연구되어온 질감분석 방법은 크게 세 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 일차(first order) 통계 특징 값에 기반 두고 있으며, 두 번째 방법은 동시발생행렬(co-occurrence matrix)에 기반하고 있고, 세 번째 방법은 이산 웨이블릿 변환(discrete wavelet transform)에 기반한 신호처리 방법이다. 또한 투세르얀과 자인은 질감 분석 방법을 통계, 기하, 모델, 신호에 의한 네 가지로 분류하였다(M. Tuceryan, A. K. Jain, 1998).

1) 통계적 분석법

통계적 분석법은 각 픽셀들로부터 얻어진 밝기 정보의 분포에 기초하고 있다. 이 방법은 특징 정의에 사용된 픽셀들의 수에 따라 일차(first order (one pixel)), 이차(second order (two pixels)), 고차(higher order (three or more pixels)) 통계로 세분화 된다. 일차통계법은 픽셀 간 관계가 아닌 단일 픽셀 값을 고려하는 방법이다. 이 방법의 장점은 단순한 방법이라는 점에 있으며, 다른 질감이라도 동일한 통계치를 나타낼 수 있다는 점은 주의하여야 한다.

2) 기하학적(구조적) 분석법

구조적 접근법은 하라릭(Haralick, 1979)과 레빈(Levine, 1985)에 의해 소개된 방법으로, 미리 정의된 기본 구조(미세질감)들이 모여서 전체적인 질감을 이룬다. 이를 위해서는 사전에 정의된 미세질감과 배치

법칙이 필요하다. 앞서 언급한 픽셀들 사이의 관계를 계산하는 통계적 분석법과 달리 미세질감 사이의 관계를 찾고자 하는 방법으로 분석보다는 합성을 위해 많이 사용된다(Martin Lettner, Paul Kammerer, Robert Sablatnig, 2004; A. Materka, M. Strzelecki, 1998).

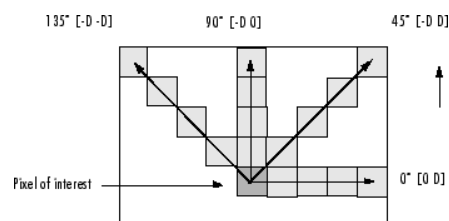
3) 모델(모형)기반 분석법

모델기반 분석법은 질감을 확률과정의 하나로 간주하고 통계적 모형을 통해 질감의 묘사 및 합성의 목적으로 사용된다. 이때 사용되는 모델은 픽셀기반과 영역기반, 그리고 무작위 필드 모델로 세분화된다. 픽셀기반 모델은 픽셀들로 구성된 이미지를 해석할 때 적용되며, 영역기반 모델은 주어진 규칙에 따라 배치된 부분 패턴의 구성 집단으로 간주한다. 그리고 마코프 랜덤 필드(Markov random field)로 대표되는 랜덤 필드 모델은 이차원 공간에 배치되는 이미지에 있어 각 픽셀들의 밝기는 이웃 픽셀들의 밝기에 연관되어 있다는 가정에서 출발하고 있으며, 다양한 질감영상을 기술하고 합성할 때 사용된다(Chellappa, 1985; Derin, 1986, Bouman, 1991; Nguyen, 1993).

4) 신호처리 분석법

신호처리 분석법은 공간 좌표상의 이미지를 주파수 영역으로 변환한 후, 질감에 해당하는 영역은 고주파 영역에 해당한다는 성질을 이용하여 분석하는 방법이다. 변환 방법으로는 주로 푸리에 변환(fourier transform)과 웨이블릿 변환(wavelet transform)이 많이 사용되고 있다. 푸리에 변환의 경우 저주파수가 중앙에 집중되고 고주파수가 중앙으로부터 발산되는 형태를 보여주므로 질감에 따라 다른 모양의 주파수 분포를 나타내게 되므로 이를 활용하게 된다.

2.3. GLCM의 정의



[그림 1] GLCM의 방향 성분¹⁾

GLCM(Gray Level Co-Occurrence Matrix)이란, 영상을 일정 영역으로 분할한 후 각 영역이 가지는 밝기, 거침, 균일성 등의 변화도를 행렬로 표현하여 픽셀들 간의 상호관계를 분석하는 방법이다. 또한 [그림

1) <http://blog.csdn.net/carson2005/article/details/12949503>에서 인용하였음.

1]과 [표 1]에서와 같이 수평(0°), 수직(90°), 우대각(45°), 좌대각(135°)의 4방향에 대하여 대비도(contrast), 상관도(correlation), 에너지(energy), 균일성(homogeneity)을 계산한다.

특징	설명	수식
대비도(contrast)	한 픽셀과 그 이웃 픽셀들 사이의 밝기값 대비의 측정치	$\sum_{i,j} i-j ^2 p(i,j)$
상관도(correlation)	인접 픽셀들 사이의 밝기값의 상관관계	$\sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p^2(i,j)}{\sigma_i\sigma_j}$
에너지(energy)	균일성을 의미하며, 밝기값이 일정한 분포를 나타내면 커짐	$\sum_{i,j} p^2(i,j)$
균일성(homogeneity)	픽셀에서 대비가 적은 것이 증가하는 정도	$\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+ i-j }$

[표 1] GLCM 특징값의 설명

2.4. 신인상주의 화가의 작품세계

19세기말(1870년대) 인상주의는 태양의 직사광선과 공기에 퍼지는 유동적인 빛에 의한 컬러를 표현하기 위하여 혼합된 물감으로 캔버스 위에 풍경을 그려냈다. 반면에 신인상주의는 19세기말(1870~1880년)에 이르기까지 프랑스 파리에 기반을 두고 일어난 회화운동이다. 조르주 쇠라(Georges Pierre Seurat; 1859~1891)와 폴 시냐크(Paul Signac; 1863~1935)를 중심으로 기존 인상주의의 문제점²⁾에 대한 반발로서 이론 및 과학적 방법의 접목을 시도하였다. 이들은 물감을 혼합하지 않고 원색을 캔버스 위에 직접 구현함으로써 인간시각시스템의 시각적 혼합을 유발시키는 점묘법(pointillism)을 도입하였다. [그림 2]처럼 다수의 작품 활동에서 인상주의에서 중요시여긴 빛과 색채의 효과를 과학적 이론에 접목하여 예술로의 응용 가능성을 보여주었으며, 앙리 마티스(Henri Matisse), 파블로 피카소(Pablo Picasso), 바실리 칸딘스키(Wassily Kandinsky) 등 수 많은 화가들에 영향을 끼쳤다.



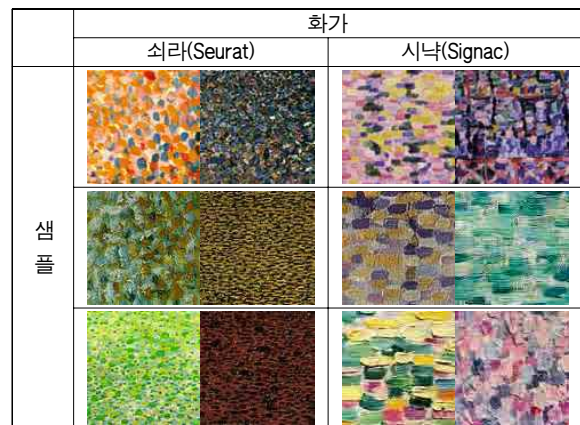
[그림 2] 쇠라와 시냐크의 작품: 그랑드 자트 섬의 일요일 오후(seurat, 1884~1886), 항구(signac, 1899)

2) 신인상주의의 경우 인상주의가 자연 속에서 사람의 눈을 통하여 경험되는 빛의 산란현상을 있는 그대로 표현하는 것에 대한 반발로 고전주의적 정신의 부활과 더불어 과학적으로 표현 기법을 발전시키고자 함.

3. 실험방법 및 결과

3.1. 실험대상 선정

화가는 작품을 표현하는 데 있어 여러 조형요소를 결합하여 자신만의 스타일을 완성한다. 이러한 화가 고유의 스타일에는 질감도 큰 몫을 차지하고 있다. 본 연구는 캔버스에 그려지는 질감은 붓질에 의해 표현된다는 점에 착안하여 실험을 위한 데이터 획득을 2단계에 걸쳐 만들었다. 1단계에서는 구글의 이미지 검색을 통해 신인상주의 화가들 중 점묘법을 사용하는 쇠라 80점, 시냐크 58점의 작품을 분석대상으로 선정하였고, 2단계에서는 작품에 표현된 획의 질감에 대한 분석의 용이성을 위해 쇠라와 시냐크 각각 75개씩 총 150개의 질감 데이터를 [그림 3]과 같이 100x100픽셀 크기로 랜덤하게 추출하였다.



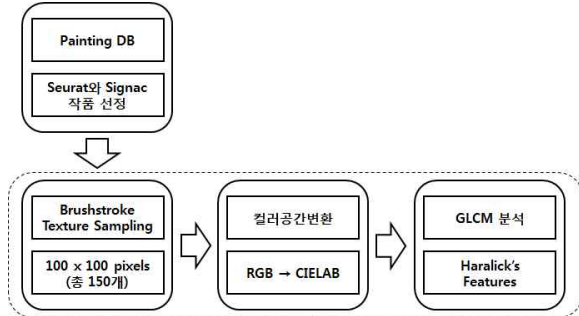
[그림 3] 화가별 붓질 데이터의 예

3.2. 실험방법

본 논문의 실험을 위한 흐름도는 [그림 4]에 제시되어 있다. 실험을 위한 프로그램 개발은 매트웍스(mathworks)사의 매트랩(MATLAB R2013b 버전)에서 이루어졌다. 실험 영상은 웹페이지에서 획득하였는데, 이 경우 수집된 영상이 디지털화되는 과정에서 발생하는 장비종속성(device dependence) 문제에 의해 표준화된 컬러 정보를 활용하는 데 한계점이 존재한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 RGB 컬러 공간을 장비독립공간(device independence space)인 CIELAB 공간으로 변환한 후, 밝기 정보(lightness)만을 선택하여 GLCM변환에 적용하였다. GLCM은 4가지 방향에 대하여 각각 4가지 변수를 추출하는데 하라릭은 이를 토대로 추가적인 통계치를 정의하였다(R. Haralick, K. Shanmugam & I. Dinstein, 1973).

본 논문에서는 기존의 연구 경향에서 벗어나 다차원 통계분석법을 이용하여 회화의 질감을 분석함으로써 인간이 느끼는 질감과의 상관관계를 살펴보고자

한다. 이를 위하여 실험의 초기 단계에서는 [표 3]에 제시된 트리카(Mryka Hall-Beyer, 2008)와 오사마(Ossama B. Abouelatta, 2013)의 연구에서 정의한 특징 변수들을 결합하여 총 20개의 하라릭 특징 변수를 재정의 하였다.



[그림 4] 연구의 흐름도

특징 변수	수식 및 설명
auto correlation	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (ij)P(i,j)$ 질감의 촘촘하거나 듬성함의 정도와 정규성의 정도를 측정. 만약 미세질감의 크기가 크다면 큰 값을 갖음.
contrast	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)(i-j)^2$ 한 픽셀과 이웃 픽셀 사이의 밝기값 대비의 측정. 상수이미지는 0이며, 명암도 차이가 큰 픽셀의 수가 많으면 큰 값을 갖음.
correlation	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{C(i,j)[(i-\mu_x)(j-\mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y}$ 픽셀쌍 명암의 선형상관성을 측정함.
cluster prominence	$-\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)[(i+j) - (\mu_x + \mu_y)]^4$ 비대칭도의 측정에 사용되며 kurtosis의 2차원 버전임. 값이 클수록 대칭도가 떨어짐.
cluster shade	$-\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)[(i+j) - (\mu_x + \mu_y)]^3$ cluster prominence와 더불어 행렬의 경사도 측정에 사용됨. 값이 클수록 비대칭이 커짐.
dissimilarity	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j) i-j $ contrast와 유사하며, 부분영역이 높은 대비도를 갖을 때 높은 값을 나타냄.
energy	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)^2$ angular second moment(ASM), uniformity라고 함. 거친 질감일수록 더 높은 에너지를 갖음.
entropy	$-\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j) \ln [C(i,j)]$

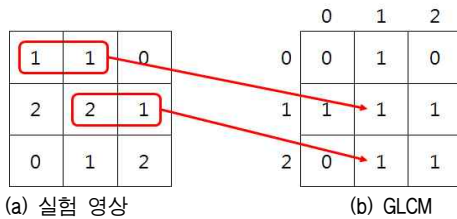
	이미지의 정보의 양에 대한 측정으로서, 밝기값에 대한 무질서도의 측정임. 이미지가 비균일성이 클수록 높은 값을 갖음.
homogeneity	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{C(i,j)}{1+(i-j)^2}$ GLCM의 대각성분에 대한 원소들의 분포의 근접성을 측정함. 즉 픽셀에서 대비의 정도가 작은 것의 증가도를 측정.
maximum probability	$\max_i^m \max_j^n C(i,j)$ GLCM에서 최대 확률을 갖는 계조치를 계산함. 즉 이미지에서 가장 두드러진 픽셀 쌍을 결정함.
sum of squares: variance	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)(i-\mu_x)^2$ 단, $\mu_x = \sum_{i=0}^{n-1} i \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)$ 표본 내의 각 사례의 변인 값과 평균 사이의 편차를 제공한 값들의 총합으로, 표본 내의 개인차의 총량, 즉 평균과 측정치가 얼마나 다른가를 나타내는 수치임. 분산을 계산할 때 사용됨.
sum average	$\sum_{i=0}^{n-1} i C_{x+y}(i)$ 단, $C_{x+y}(i+j) = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j)$ 이미지내 계조치의 평균을 측정함.
sum variance	$-\sum_{i=2}^{2n} C_{x+y}(i)(i - (SENT))^2$ 합의 분포 확률이 평균과 얼마나 다른지 나타냄.
sum entropy (SENT)	$-\sum_{i=2}^{2n} C_{x+y}(i) \ln [C_{x+y}(i)]$ 이미지에서 초극소 차이의 합계의 척도임.
difference variance	$-\sum_{i=0}^{n-1} C_{x-y}(i)(1 - DENT)^2$ 이미지의 공간 이종성(비유사도)를 보여줌.
difference entropy (DENT)	$-\sum_{i=0}^{n-1} C_{x-y}(i) \ln [C_{x-y}(i)]$ 초극소 차의 변이도를 측정함.
information measure of correlation (IMC) 1	$IMC_1 = \frac{HXY - HXY1}{\max\{ENTX, ENTY\}}$ $IMC_2 = \sqrt{1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)]}$ 단, ENTX는 C_x , ENTY는 C_y 의 entropy이며, $HXY = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j) \ln [C(i,j)]$
information measure of correlation (IMC) 2	$HXY1 = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i,j) \ln [C_x(i) C_y(j)]$ $HXY2 = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C_x(i) C_y(j) \ln [C_x(i) C_y(j)]$ GLCM에서 파생된 두 배열을 사용함. 첫 번째 배열은 행들의 합을 나타내며, 두 번째

	배열은 열들의 합을 나타냄.
inverse difference normalized (INN)	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{C(i,j)}{1+ i-j }$ similarity라고도 하며, homogeneity의 일차측정치임.
inverse difference moment normalized (IDN)	$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{C(i,j)}{1+(i-j)^2}$ contrast와 역의 관계에 있으며, 이미지의 국소 동질성 즉, 부드러움(smoothness)을 측정함. homogeneity라고도 함.

[표 3] 하라릭 특징 변수

3.3. GLCM을 이용한 특징 추출

질감은 2차원 공간 정보에 의해 인식되는 성질이므로 영상에 대한 히스토그램과 같은 1차원적 방법보다는 공간정보를 활용한 2차 또는 고차원 통계를 이용하는 것이 더 효율적이다. 또한 GLCM은 입력 영상을 일정한 영역으로 분할한 후, 각 영역들이 내포한 밝기, 균일성 등과 같은 다양한 정보를 행렬을 통해 픽셀들 간의 상호 관계성을 분석하고자 할 때 사용된다.



[그림 5] GLCM 방법의 수행 화면($\delta=1, \theta=0^\circ$)

입의 영상에서 밝기값 수준 또는 계조치(gray level)의 수는 GLCM의 크기를 결정하는데 사용된다. 또한, GLCM은 식 (1)과 같이 행렬 원소 $P(i, j)$ 와 반경 δ 와 방향 θ 로 정의되는 변위벡터(displacement vector)를 $d=(dx, dy)$ 라 할 때, 계조치 i, j 를 가지는 변위 d 만큼 떨어진 모든 픽셀 쌍을 계산한다(송석진, 이희봉, 김효성, 남기곤, 2003; S. Sulochana, R. Vidhya, 2013; P. Shantha Kumar, P. Ganesh Kumar, 2014).

$$P_r(i, j) = C(i, j) | (\delta, \theta)$$

$$C(i, j) = \frac{P_d(i, j)}{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P_d(i, j)} \quad (1)$$

단, $C(i, j)$ 는 계조치 i, j 사이의 동시발생확률을 나타내며, i 와 j 는 주어진 반경(δ)와 방향(θ)쌍에 대응하는 위치에 있으며, G 는 계조치의 양자화 값이다.

그룹 (1: Seurat, 2: Signac)	N	평균	표준 편차	평균의 표준 오차	
Autocorrelation	1	75	36.375	7.908	0.913
	2	75	34.637	7.704	0.890
Contrast	1	75	1.385	0.604	0.070
	2	75	0.914	0.457	0.053
Correlation	1	75	0.381	0.136	0.016
	2	75	0.641	0.132	0.015
Cluster Prominence	1	75	36.784	24.192	2.793
	2	75	68.028	49.771	5.747
Cluster Shade	1	75	-2.844	2.339	0.270
	2	75	-4.042	4.707	0.543
Dissimilarity	1	75	0.813	0.197	0.023
	2	75	0.611	0.201	0.023
Energy	1	75	0.102	0.035	0.004
	2	75	0.119	0.058	0.007
Entropy	1	75	2.703	0.332	0.038
	2	75	2.623	0.374	0.043
Homogeneity	1	75	0.670	0.052	0.006
	2	75	0.737	0.069	0.008
Maximum Probability	1	75	0.201	0.062	0.007
	2	75	0.230	0.098	0.011
Sum Of Squares	1	75	36.881	7.758	0.896
	2	75	34.924	7.565	0.874
Sum Average	1	75	11.915	1.354	0.156
	2	75	11.545	1.371	0.158
Sum Variance	1	75	105.428	29.028	3.352
	2	75	97.132	27.700	3.199
Sum Entropy	1	75	1.910	0.183	0.021
	2	75	2.028	0.215	0.025
Difference Variance	1	75	1.385	0.604	0.070
	2	75	0.914	0.457	0.053
Difference Entropy	1	75	1.108	0.145	0.017
	2	75	0.946	0.165	0.019
Information Measure Of Correlation1	1	75	-0.078	0.050	0.006
	2	75	-0.220	0.097	0.011
Information Measure Of Correlation2	1	75	0.398	0.128	0.015
	2	75	0.648	0.125	0.014
InverseDifferenceNormalized	1	75	0.916	0.018	0.002
	2	75	0.935	0.020	0.002
InverseDifferenceMomentNormalized	1	75	0.980	0.008	0.001
	2	75	0.987	0.006	0.001

[표 4] 두 화가에 대한 Haralick 변수의 집단 통계량

반경 δ 는 1~10 정도를 사용하며 만약 반경이 커지면 세밀한 질감 정보를 획득하지 못하는 단점이 있으므로 1~2정도의 값일 때가 최선의 결과를 얻을 수 있다. 이는 어떤 픽셀을 기준으로 멀리 떨어진 픽셀보다 근접한 픽셀이 상관성이 높음을 의미한다. 또한 변위값과 질감 원소의 크기가 같을 때 더 좋은 성능을 나타내며, 방향 θ 는 8-이웃($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$)을 갖고 있지만, GLCM의 정의에 따라 $0^\circ \sim 135^\circ$ 와 $180^\circ \sim 315^\circ$ 의 경

A: 등분산이 가정됨 B: 등분산이 가정되지 않음		Levene의 등분산 검정		평균의 동일성에 대한 t-검정						
		F	유의 확률	t	자유도	유의 확률 (양쪽)	평균차	차이의 표준 오차	차이의 95% 신뢰구간	
									하한	상한
Auto correlation	A	0.02	0.88	1.36	148.00	0.17	1.74	1.27	-0.78	4.26
	B			1.36	147.90	0.17	1.74	1.27	-0.78	4.26
Contrast	A	2.30	0.13	5.38	148.00	0.00	0.47	0.09	0.30	0.64
	B			5.38	137.89	0.00	0.47	0.09	0.30	0.64
Correlation	A	0.04	0.83	-11.90	148.00	0.00	-0.26	0.02	-0.30	-0.22
	B			-11.90	147.90	0.00	-0.26	0.02	-0.30	-0.22
Cluster Prominence	A	12.42	0.00	-4.89	148.00	0.00	-31.24	6.39	-43.87	-18.62
	B			-4.89	107.12	0.00	-31.24	6.39	-43.91	-18.58
Cluster Shade	A	17.03	0.00	1.97	148.00	0.05	1.20	0.61	0.00	2.40
	B			1.97	108.45	0.05	1.20	0.61	0.00	2.40
Dissimilarity	A	0.56	0.46	6.22	148.00	0.00	0.20	0.03	0.14	0.27
	B			6.22	147.95	0.00	0.20	0.03	0.14	0.27
Energy	A	8.82	0.00	-2.12	148.00	0.04	-0.02	0.01	-0.03	0.00
	B			-2.12	120.44	0.04	-0.02	0.01	-0.03	0.00
Entropy	A	1.03	0.31	1.38	148.00	0.17	0.08	0.06	-0.03	0.19
	B			1.38	145.97	0.17	0.08	0.06	-0.03	0.19
Homogeneity	A	9.27	0.00	-6.72	148.00	0.00	-0.07	0.01	-0.09	-0.05
	B			-6.72	138.05	0.00	-0.07	0.01	-0.09	-0.05
Maximum Probability	A	9.83	0.00	-2.12	148.00	0.04	-0.03	0.01	-0.05	0.00
	B			-2.12	124.82	0.04	-0.03	0.01	-0.05	0.00
Sum Of Squares Variance	A	0.02	0.89	1.56	148.00	0.12	1.96	1.25	-0.52	4.43
	B			1.56	147.91	0.12	1.96	1.25	-0.52	4.43
Sum Average	A	0.03	0.87	1.66	148.00	0.10	0.37	0.22	-0.07	0.81
	B			1.66	147.98	0.10	0.37	0.22	-0.07	0.81
Sum Variance	A	0.13	0.72	1.79	148.00	0.08	8.30	4.63	-0.86	17.45
	B			1.79	147.68	0.08	8.30	4.63	-0.86	17.45
Sum Entropy	A	0.60	0.44	-3.63	148.00	0.00	-0.12	0.03	-0.18	-0.05
	B			-3.63	144.31	0.00	-0.12	0.03	-0.18	-0.05
Difference Variance	A	2.30	0.13	5.38	148.00	0.00	0.47	0.09	0.30	0.64
	B			5.38	137.89	0.00	0.47	0.09	0.30	0.64
Difference Entropy	A	1.59	0.21	6.37	148.00	0.00	0.16	0.03	0.11	0.21
	B			6.37	145.49	0.00	0.16	0.03	0.11	0.21
InformationMeasure Of Correlation1	A	35.33	0.00	11.24	148.00	0.00	0.14	0.01	0.12	0.17
	B			11.24	110.21	0.00	0.14	0.01	0.12	0.17
InformationMeasure Of Correlation2	A	0.09	0.76	-12.13	148.00	0.00	-0.25	0.02	-0.29	-0.21
	B			-12.13	147.93	0.00	-0.25	0.02	-0.29	-0.21
InverseDifference Normalized	A	1.96	0.16	-6.38	148.00	0.00	-0.02	0.00	-0.03	-0.01
	B			-6.38	146.69	0.00	-0.02	0.00	-0.03	-0.01
InverseDifference MomentNormalized	A	1.41	0.24	-5.52	148.00	0.00	-0.01	0.00	-0.01	0.00
	B			-5.52	140.93	0.00	-0.01	0.00	-0.01	0.00

[표 5] 두 화가에 대한 Haralick 변수의 독립표본검정

우가 동일한 결과이므로 4개의 방향(0° ~135°)에 대해서만 분석을 수행하게 된다(Dhanashree Gadkari, 2004). [그림 5]는 실험영상에 대하여 GLCM을 생성하는 예를 보여주고 있다. (a)의 실험영상에 나타나 있는 값은 계조치를 나타내며, (b)에 나타나 있는 값은 (a)의 계조치 쌍을 (b)의 픽셀좌표로 보았을 때 발생 빈도를 나타낸다. 따라서 (a)행렬에서 동일한 픽셀 관계가 많을수록 (b)의 행렬 상에 해당좌표에서 반영되는 값도 증가하게 된다.

두 화가의 하라릭 특징 변수에 대한 통계적 유의성을 검정하기 위하여 본 논문에서는 아래와 같은 귀무가설(H0)과 대립가설(H1)을 세웠다. 또한 GLCM에 기반한 하라릭 특징 변수를 추출하여 계산해 본 결과 [표 4]의 결과를 얻을 수 있었다.

귀무가설(H0): 두 화가의 질감에 따른 특징값에 차이가 없다.
 대립가설(H1): 두 화가의 질감에 따른 특징값에 차이가 있다.

이러한 결과에 대하여 유의성 검증을 위해 위의 귀무

3.4. 실험결과

가설(H0)과 대립가설(H1)에 대한 일원배치분산분석(t-test)을 수행하였으며 그 수행 결과의 요약표는 [표 5]와 같다. 레빈(Levene)의 등분산 검정의 경우 일반적으로 유의수준을 0.05를 기준으로 이보다 크면 등분산이 가정됨으로 설정하고 그렇지 않으면 등분산이 가정되지 않음으로 설정한 후 t통계량의 유의확률을 확인하면 되므로 등분산의 가정 여부에 따른 평균의 동일성에 대한 유의확률을 명암으로 표시하여 [표 5]에 나타내었다. 이를 토대로 가설의 검정을 수행하여 보면, 양측 유의확률이 0.05보다 작다면 귀무가설이 기각되므로 두 화가간의 차이가 있다고 판단하게 된다. 즉, 14개의 하라릭 특징 변수(contrast, correlation, cluster prominence, dissimilarity, energy, homogeneity, maximum probability, sum entropy, difference variance, difference entropy, information measure of correlation 1, 2, inverse difference normalized, inverse difference moment normalized)에서 두 화가 간에 차이가 존재한다고 나타났다.

4. 논의 및 결론

쇠라와 시낙은 신인상주의를 표방하고 있는 대표적인 화가로서 물감을 팔레트에 혼합하지 않고, 캔버스에 서로 다른 원색을 직접 찍어서 인간시각시스템에 의해 색 혼합이 일어나도록 유도하는 점묘법이라 불리는 과학적 이론에 근거한 새로운 표현방식을 개발한 것으로 유명하다. 그러나 아무리 비슷한 방식일지라도 화가마다 붓질은 상이하므로 점을 찍는 방식도 상이할 것이다. 점묘법은 점들이 모여 캔버스 위에 질감을 표현하게 된다는 점에서 착안하여 본 논문에서는 쇠라와 시낙 작품의 질감을 과학적 분석법에 의해 어떤 차이가 존재하는지 비교해 보았다.

하라릭이 제안한 GLCM에 기반한 이차 통계치를 분석해 본 결과 총 20개의 특징들 중 14개의 특징에서 두 화가 간에 유의미한 차이가 존재함이 나타났다. 즉 쇠라의 경우 시낙에 비해 명암도의 차이가 큰 픽셀들을 많이 사용하였으며, 이로 인해 픽셀들간의 유사성이 낮아지게 되고 변이도가 큰 질감이 느껴지게 된다. 반면 시낙의 경우 인접한 픽셀들간의 상관성이 쇠라에 비해 높으므로 명암도의 차이가 적고 에너지와 동질성이 크므로 상대적으로 질감이 대체적으로 균일한 편이다. 그러나 클러스터 현저성은 쇠라에 비해 높으므로 질감 샘플내 픽셀들 간의 비대칭도가 큰 편이다. 이러한 결과는 쇠라와 시낙의 질감 샘플을 통해서도 확연히 드러나고 있다. 즉 앞서 제시하였던 [그림 3]처럼 쇠라의 경우 캔버스에 점을 콧

찍듯이 붓질을 표현하면서 그 붓질의 방향 또한 다양한 경향이 짙은 반면 시낙의 경우 가로획의 형태로 짧은 선을 반복해서 그으면서 표현하는 경향이 짙다.

본 논문에서는 통계적 방법을 이용하여 신인상주의를 탄생시킨 두 명의 대표적 화가들의 작품에 대하여 그 결과를 분석하여 보았다. 본 논문에서 분석한 결과가 보여주듯이 두 명의 화가들은 그들만의 독특한 표현 방식을 통하여 동일한 과학적 원리를 적용하였음에도 불구하고 그 원리를 그들의 작품에 개성 있게 반영하여 그들만의 특이한 미적 표현을 추구하였음을 알 수 있었다.

향후 연구에는 두 화가의 차이를 결정 짓는데 기여도가 큰 특징 변수를 추출할 수 있는 마이닝(mining) 기법에 대한 연구가 추가로 필요하겠다.

참고문헌

- 송석진, 이희봉, 김효성, 남기곤 (2003). 웨블릿 변환기법을 이용한 내용기반 컬러영상 검색시스템 구현. 『전자공학회논문지』, 40(SP1), 20-27.
- 이기원, 전소희, 권병두 (2005). GLCM/GLDV 기반 Texture 알고리즘 구현과 고 해상도 영상분석 적용. 『Korean Journal of Remote Sensing』, 21(2), 121-133.
- 장원철, 박용훈, 강명수, 김종면 (2013). 질감 분석을 이용한 유도 전동기의 기계적 결함 분류. 『한국컴퓨터정보학회논문지』, 18(12), 11-19.
- Adrian, F., Alan, R. (1998). Colour Space Conversions, Westminster University, London.
- Alexander, T., Menno, H., Marcel, P., & Lucassen, T. G. (2011). Emotional effects of dynamic textures. *i-Perception*, 2(9), 969-991.
- Materka, A., & Strzelecki, M. (1998). Texture Analysis Methods - A Review, Technical University of Lodz, Institute of Electronics, COST B11 report, Brussels, 1-33.
- Bouman, C., & Liu, B. (1991). Multiple resolution segmentation of textured images, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 13, 99-113.
- David A. C. (2002). An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization, *Can. J. Remote Sensing*, 28(1), 45-62.
- Dhanashree, G. (2004). Image Quality Analysis Using Glcm, Unpublished master's thesis, University of Central Florida, Orlando, Florida.

- Fritz, A. (2008). Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices, Technical Note, Department of Informatics, University of Oslo, Norway.
- Derin, H. & Cole, W. S. (1986). Segmentation of textured images using Gibbs random fields, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 35(1), 72-98.
- Nguyen, H. H., & Cohen, P. (1993). Gibbs random fields, fuzzy clustering, and the unsupervised segmentation of textured images, *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 55(1), 1-19.
- Igor, E., Berezhnoy, E. O., Postma, H. Jaap van den Herik. (2009). Automatic extraction of brushstroke orientation from paintings, *Machine Vision and Applications*, (20), 1-9.
- Jorge, M. F. (2008). Texture Characterization and Analysis Tutorial I - version 2.0, Mexico City: CCADET-UNAM. 1-79.
- Leen-Kiat Soh. (1999). Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices, *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 37(2), 780-795.
- Marcel P., Lucassen, T., & Gevers, A. G. (2011). Texture affects color emotion, 36(6). 426-436.
- Markus, G., Guillermo, M., Nathalie, H., Apichat S., Karl, R., Rainer, K., & Reinhard, M. (2009). Haralick's Texture Features Computed by GPUs for Biological Applications, *International Journal of Computer Science*, 36(1), 1-10.
- Martin L., Paul, K., Robert, S. (2004). Texture Analysis of Painted Strokes, Technical Report: PRIP-TR-89, Pattern Recognition and Image Processing Group, Vienna University of Technology.
- Levine, M. (1985). Vision in Man and Machine, McGraw-Hill.
- Tuceryan, M., & Jain. A. K. (1998). Texture Analysis, World Scientific, 207-248.
- Ossama B. A. (2013). Classification of Copper Alloys Microstructure using Image Processing and Neural Network, *Journal of American Science*, 9(6), 213-223.
- Otto G. Ocvirk, Robert E. Stinson, Philip R. Wigg, Robert O. Bone, David L. Cayton(곽재은, 황진영 옮김). (2004). 미술의 언어, 아트나우.
- Chellappa, R., & Chatterjee, S.(1985). Classification of Textures Using Gaussian Markov Random Fields, *IEEE TRANSACTIONS ON ACOUSTIC, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING*, 33(4), 959-963.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture, *Proceeding of the IEEE*, 67, 786-804.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural Features for Image Classification, *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, smc-3(6), 610-621.
- Nithya, R., & Santhi, B. (2011). Mammogram Classification Using Maximum Difference Feature Selection Method, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 33(2). 197-204.
- Sulochana, S., & Vidhya, R. (2013). Texture Based Image Retrieval Using Framelet Transform-Gray Level Co-occurrence Matrix(GLCM), *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, 2(2). 68-73.
- Tuan Anh Pham. (2010). Optimization of Texture Feature Extraction Algorithm, Unpublished master's thesis, Delft University of Technology.
- Wikipedia The Free Encyclopedia. (2014). Elements of art. (2014. 9. 2), http://en.wikipedia.org/wiki/Elements_of_art
- Mryka Hall-Beyer. (2008). The GLCM Tutorial Home Page. (2014. 9. 2), <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm>