

칼라 이미지 색차분석: 정량적 및 정성적 방법

강병호, 조맹섭
한국전자통신연구원, 칼라이미징 연구팀
e-mail : bhkang@etri.re.kr

Color Image Difference Analysis: Quantitative versus Qualitative Methods

Byoung-Ho Kang and Maeng-Sub Cho
Color Imaging Research Team, Electronics Telecommunications Research Institute

요 약

본 논문은 두 이미지간 색차 (Color Difference) 를 도출하는 두 가지 방법론, 즉 정량적, 정성적 방법 간의 통계적 상관관계분석에 관한 것이다. 이 연구의 목적은 두 가지 방법론에 통계적으로 유의한 상관관계가 있을 경우 관찰자를 동원하고 상대적으로 많은 자원이 소요되는 정성적 연구를 정량적 차이분석으로 대체할 수 있는가의 가능성을 분석키 위한 것이다.

1. 서론

두개 서로 다른 칼라 재현물 (Color Reproductions) 분석은 화질 측정 (Image Quality Assessment)과 이미징 산업 (Imaging Technology) 에 중요한 역할을 담당한다. 정량적 접근 방법에서는 관찰자를 동원하여 Categorical Judgment 나 Pair Comparison 같은 심리물리적 방법론 (Psychophysical Method) 을 사용하여 비교분석을 수행한다. 이미지 차이분석은 또한 기존의 정량적 색차식 (예를 들어 CIE $L^*a^*b^*$ 혹은 CMC(1:c) [1]) 을 이용하여 픽셀간의 수학적 차이를 이용할 수도 있다. 이 연구의 목적은 이러한 두 가지 (정량적 및 정성적) 칼라이미지 차이 분석 도구간의 통계학적 상관관계 (Correlation) 을 분석하는 것이다. 이 연구의 의도는 상대적으로 수행이 복잡하고 자원이 많이 소비되는 정성적 방법을 정량적 방법으로 대체할 수 있는 가능성을 모색하는데 있다.

심리물리학적 실험 (Psychophysical Experiment) 이 색역폭 압축 알고리즘 (Gamut Compression Algorithm) 의 성능을 평가하기 위하여 수행되었는데, 이를 위하여 9 개의 재현 이미지 (Reproduction Image) 가 원본 이미지와 같은지 평가되었다. 이들 9 개중 2 개는 새로 개발된 알고리즘에 의하여 재현된 것이며 또한 1 개 이미지는 실험에서 관찰자들이 수정한 이미지였다

[2]. 정확도 점수 (Accuracy Score) 가 각각의 방법론에 의하여 재현된 이미지와 관찰자 실험에 의한 이미지에 대하여 통계학적으로 계산되었고 이는 z-score 로 표현되었다. 정량적 방법에 의해서는 두개의 서로다른 색차식 즉 CIE $L^*a^*b^*$, CMC(1:c), [1] 이 픽셀과 픽셀을 대상으로 관찰자가 수정한 영상으로부터 다른 방법론에 의하여 변형된 영상간 차이를 수학적인 차이를 계산하였다.

2. 방법론

모니터에 보이는 이미지의 컬러 어피어런스 (Color Appearance) 를 자유롭게 수정할 수 있는 도구가 개발되었다. 이 도구를 이용하여 11 명의 관찰자가 4 개의 이미지를 가지고 최적의 색역폭 압축을 찾아내는 실험을 수행하였다 (실험 1). 실험 1의 데이터를 이용하여 두개의 서로 다른 새로운 알고리즘의 성능이 평가되었다 (실험 2). 이 실험에서는 원 영상이 보여지고 20-30 초후에 서로 다른 방법으로 변형된 이미지들이 관찰자들에게 보여짐으로 어떤 이미지가 더 원영상에 가까운지를 평가하였다. 만일 관찰자가 즉각적인 반응을 할 수 없을 때에는 원영상과 실험영상들이 다시한 번 보여졌다.

4 개의 실험 이미지들 ("IT8", "Ski", "Orchid",

“Smile”)들이 사용되었다. 실험에 사용된 이미지들은 실험 1에서 도출된 알고리즘으로 재현된 영상들 (GCA-1, 2), 6개의 기존 압축 알고리즘으로 재현된 영상들 (LCLIP, LCUSP, GCUSP, LLIN, CLLIN, SLIN) [4] 그리고 실험 1에서 나온 평균영상 (AVG) 들이었다.

모든 실험이 끝난 후 정확도 점수 매트릭스 (Accuracy Score Matrix, Z-Score Matrix) 가 Thurstone's law of comparative judgement에 근거하여 계산이 되었다. 정성적 색차분석을 위하여 AVG 영상과 비교된 데이터가 z-score 매트릭스를 구성한다. 이러한 환경에서 본다면 관찰자가 판단한 칼라 어퍼어런스 (Color Appearance) 의 차이가 정성적으로 작을수록, 즉 이미지 간의 칼라차이가 적을수록 z-score 의 절대값은 적어지는 결과를 얻는다.

정량적인 접근방법에서는 AVG 영상과 다른 8개의 다른 영상들이 CIELAB ΔE_{ab} and $\Delta E_{CMC}(1:c)$ 를 이용하여 그 계량적인 색차가 계산되었다. 또한 세가지의 서로 다른 통계량 (Mean, 95% Percentile, Mode) 이 색차를 분석하는데 사용되었다. Mean 과 Mode 통계량은 두개의 테스트 이미지의 중심 (Central, General) 으로부터 결정되는 색차의 지각 가능성 (Perceptibility) 를 시험하기 위하여 사용되었다. Uroz, Luo and Morovic [6] 는 99th Percentile 을 이용하여 일반 관찰자들이 두 인색물 사이의 색차 지각가능성을 테스트하였다. Median 같은 통계량을 사용하지 않고 이 연구에서 95th percentile 을 이용한 이유가 색차의 지각 가능성이 차이가 큰 영역에서 결정된다는 기존 연구결과에 기반한 것이다 [6].

3. 데이터

심층적 분석을 위하여 평균 (Mean), 95% Percentile (95%), 색차값 Mode (Mode) 가 색차 히스토그램으로부터 계산되었다. 마지막으로 두개 매트릭스, 측색적 (Colorimetical) 색차 (D) 와 Z-Score (Z) 가 아래의 식을 이용하여 계산되었다.

$$D_{(l \times m)} = \begin{bmatrix} d_{(0,0)} & d_{(0,1)} & \dots & d_{(0,3)} \\ d_{(1,0)} & \dots & \dots & d_{(1,3)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ d_{(7,0)} & d_{(0,0)} & \dots & d_{(7,3)} \end{bmatrix}; Z_{(l \times m)} = \begin{bmatrix} z_{(0,0)} & z_{(0,1)} & \dots & z_{(0,3)} \\ z_{(1,0)} & \dots & \dots & z_{(1,3)} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ z_{(7,0)} & z_{(7,0)} & \dots & z_{(7,3)} \end{bmatrix} \quad (식 1)$$

$l = \{8 \text{ Algorithms} \mid \text{'LCLIP', 'LCUSP', 'GCUSP', 'SLIN', 'CLLIN', 'LLIN', 'GCA-1', 'GCA-2'}\}$
 $m = \{4 \text{ images} \mid \text{'IT8', 'Ski', 'Orchid', 'Smile'}\}$

매트릭스 D 에는 6개의 서로다른 케이스가 있을 수 있는데 이는 {2개의 정량적 색차식 | ΔE_{ab} , $\Delta E_{cmc}(1:1)$ } {3통계량 | 'Mean', '95%', 'Mode'} 이다. 상관관계분석 (Correlation Analysis) 이 두개의 색차 범주 즉 D, Z 에서 행하여 졌다. 이 상관관계 분석을 수식으로 표현하면 아래의 식 2와 같다.

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

$$\sigma_X^2 = \frac{\sum (X_i - \mu_X)^2}{n}$$

$$\sigma_Y^2 = \frac{\sum (Y_i - \mu_Y)^2}{n}$$

(식 2)

\bar{x} = mean; n = sample number and cov is the covariance function.

결과적으로 계산되어 나온 상관관계 수치들을 가지고 더 심층적인 분석을 위하여 세 가지의 서로 다른 범주에서 카테고리를 정하였다. 이를 예를 들면 그림 1의 0.92는 이미지 기반의 분석인데 이는 'Smile'/'Mean', 즉 $X = \{d_{(l,m)} \mid 0 \leq l \leq 7, m = 3\}$ 과 상응하는 $Y = \{z_{(l,m)} \mid 0 \leq l \leq 7, m = 3\}$ 간의 통계학적 상관관계를 나타낸다 여기에서 d는 CIEL*a*b* 공간에서의 색차를 의미한다. 반면에 $X = \{d_{(l,m)} \mid 0 \leq l \leq 7, 0 \leq m \leq 3\}$ and $Y = \{z_{(l,m)} \mid 0 \leq l \leq 7, 0 \leq m \leq 3\}$ 는 'Whole'케이스를 계산하는데 사용되었고, 'Mean of algorithm'는 $X = \{p_0, p_1, \dots, p_7\}$ 과 $Y = \{q_0, q_1, \dots, q_7\}$ 사이의 상관관계 분석 결과를 나타내는데 여기에서 $p_i = \text{mean}(d_{(i,m)} \mid 0 \leq m \leq 3)$, $q_i = \text{mean}(z_{(i,m)} \mid 0 \leq m \leq 3)$ 이다.

4. 결과

상관관계 분석 계수치는 그림 14에 그래프로 제시되어 있다. 상관관계 계수는 통계적으로 측색계치 (정량적, Colorimetical) 과 z-score (정성적) 간의 밀접도를 나타낸다. 만일 두 집합간이 완전히 통계적으로 일치한다면 상관계수는 1이 될 것이다 이는 두 집합간의 '양 (Positive)'의 관계를 갖음을 의미한다. '음 (Negative)'의 값도 관찰되고 있는데 이는 SLIN 알고리즘에서 보여지고 있다. 몇몇 결과는 아주 강한 음의 관계를 나타내는데 -0.96이 Mode 통계량에서 보여진다.

모든 상관관계 분석치는 'Image', 'Algorithm', 'General'의 범주에서 분석되었다. 또한 같은 범주에서도 평균, 최대, 최소 값이 각각 계산되었다. 예를 들어 Smile 이미지에서는 가장 높은 상관관계 계수치 (평균 0.76), Ski 이미지에서 가장 낮은 계수치 (-0.15)를 나타내었다. 이는 결과 평균치가 상당히 이미지에 종속되어 있음을 나타낸다. 일반적으로 'Mode'가 'Mean'이나 '95% Percentile'에 비하여 높은 상관계수를 나타내었다. 세가지 서로 다른 칼라 속성 (Color Attributes (ΔL^* , ΔC^* , ΔH^*)) 에서는 평균 ΔL^* 가 주목할 만큼 높은 상관계수를 나타냈다. 8개 알고리즘에 대한 평균 상관계수는 0.17에서 -0.68이고 낮은 수치를 보였는데 이는 GCA (Gamut Compression Algorithm) 의 성능을 예측하는데 측색적 (Colorimetical) 방법은 좋지않음을 나타낸다. 여러가지 다른 측정 기준중에서 ΔL^* 이 가장 높은 상관계수를 보였고 다음은 CIEL*a*b*의 Mode가 다른 기준보다 높은 결과를 보여주고 있다.

ΔL^* 는 높은 상관계수를 이미지와 알고리즘을 기준

으로 하는 조건에서도 보여주고 있는데 이는 Kathoh, Ito [3] 의 연구결과와 유사하다. 하지만 이미지를 기준으로 할 때 0.88 에서 0.18 알고리즘을 기준으로 할 때 0.97 에서 -0.54 이다. 이러한 높은 편차를 미루어볼 때 단지 이 제한된 연구의 결과로만 정량적 차이 분석을 정성적 차이분석을 대체할 수 있다고 결론을 내릴 수 없다. 추후 더 많은 테스트 이미지와 최근에 개발된 정량적 색차도구를 이용한 연구가 요구된다.

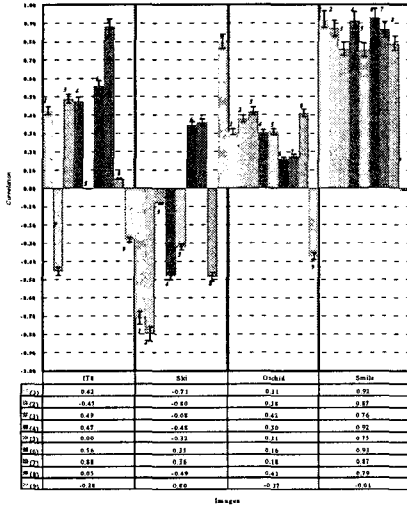


그림 1 상관관계분석: 이미지 기준
 (1) Mean (λE_{ab}), (2) 95% (λE_{ab}), (3) Mode (λE_{ab})
 (4) Mean (λE_{cmc}), (5) 95% (λE_{cmc}), (6) Mode (λE_{cmc})
 (7) Mean (λL^*), (8) Mean (λC^*), (9) Mean (λH^*)

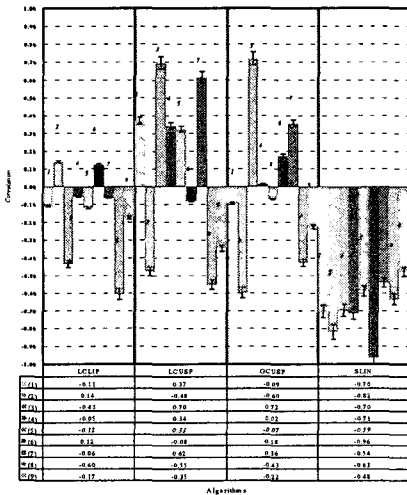


그림 2 상관관계분석: 알고리즘 기준 (1)
 (1) Mean (λE_{ab}), (2) 95% (λE_{ab}), (3) Mode (λE_{ab})
 (4) Mean (λE_{cmc}), (5) 95% (λE_{cmc}), (6) Mode (λE_{cmc})
 (7) Mean (λL^*), (8) Mean (λC^*), (9) Mean (λH^*)

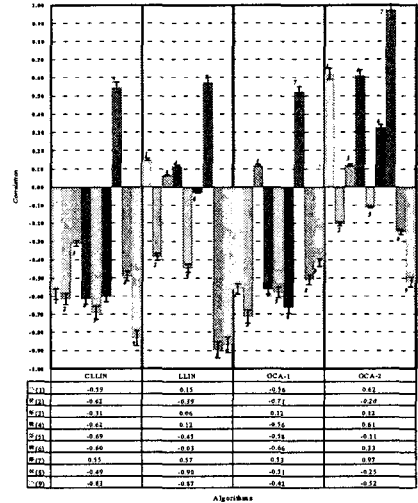


그림 3 상관관계분석: 알고리즘 기준 (2)
 (1) Mean (λE_{ab}), (2) 95% (λE_{ab}), (3) Mode (λE_{ab})
 (4) Mean (λE_{cmc}), (5) 95% (λE_{cmc}), (6) Mode (λE_{cmc})
 (7) Mean (λL^*), (8) Mean (λC^*), (9) Mean (λH^*)

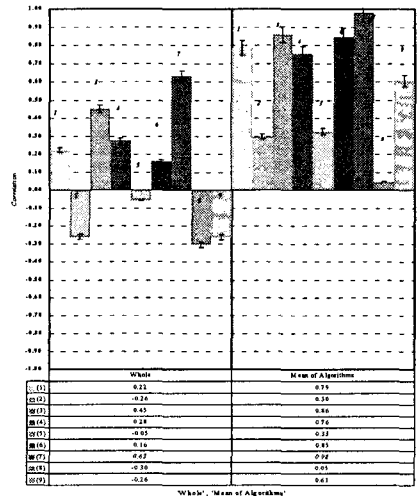


그림 4 상관관계분석: Whole, Mean of Algorithms.
 (1) Mean (λE_{ab}), (2) 95% (λE_{ab}), (3) Mode (λE_{ab})
 (4) Mean (λE_{cmc}), (5) 95% (λE_{cmc}), (6) Mode (λE_{cmc})
 (7) Mean (λL^*), (8) Mean (λC^*), (9) Mean (λH^*)

참고문헌

- [1] F. J. J. Clarke, R. MacDonald, and B. Rigg, Modification of the JPC79 colour-difference formula, *Journal of the Society of Dyers and Colourists*, 100, pp. 117, 1984.
- [2] B. H. Kang, M. S. Cho, J. Morovic and M. R. Luo, Gamut compression algorithm development using observer experimental data, *Proceedings of the 7th IS&T/SID Color Imaging Conference*, pp. 295-300, 1999.
- [3] N. Katoh and M. Ito, Gamut mapping for computer generated images, *Proceedings of the 4th IS&T/SID Color Imaging Conference*, pp. 126-129, 1996.
- [4] J. Morovic and M. R. Luo, Gamut mapping algorithms based on the psychophysical experiments, *Proceedings of the 5th IS&T/SID Color Imaging Conference*, pp. 24-49, 1997.
- [5] L. L. Thurstone, A law of comparative judgement, *Psychology Review* Vol. 34, pp. 273-286, 1927.
- [6] J. Uroz, M. R. Luo and J. Morovic, Colour difference perceptibility for large size printed images, *Proceedings of Colour Image Science 2000 Conference*, Derby, UK, pp. 138-151, 2000.