

영상 인식자를 위한 선형 엔트로피 기반 방법론

박제호[†]

[†]단국대학교 소프트웨어학과

Noble Approach of Linear Entropy based Image Identification

Je-Ho Park[†]

[†]Dankook University, Dept. of Software Science

ABSTRACT

Human beings have been fascinated by the applicability of the medium of photography since the device was first introduced in the thirteenth century to acquire images by attempting primitive and rudimentary approaches. In the 21st century, it has been developed as a wide range of technology that enables not only the application of artistic expression as a method of replacing the human-hand-painted screen but also the planar recording form in the format of video or image. It is more effective to use the information extracted from the image data rather than to use a randomly given file name in order to provide a variety of services in the offline or online system. When extracting an identifier from a region of an image, high cost cannot be avoided. This paper discusses the image entropy-based approach and proposes a linear methodology to measure the image entropy in an effort to devise a solution to this method.

Key Words : Image, Entropy, Optimization, Identification

1. 서 론

단순한 투사면을 이용하여 옵스큐라라는 형태의 복잡한 기술이라고 하기 보다는 미래의 가능성을 내포한 원시적이고 초보적인 접근을 시도하여 영상을 획득하는 기기가 13세기에 선보인 후로, 인간은 사진이라는 매체의 응용성에 매료되어 관련 기기의 개발에 많은 투자와 많은 성공과 실패를 통한 기술 획득을 가능하게 하였다. 현재 21세기에 이르러 처음에는 인간이 손으로 그려내는 화면을 대체할 수 있는 방법으로 예술적 표현의 응용기술로 사용할 뿐 아니라, 나아가서는 영상이라는 형태로 평면적 기록 형태를 가능하게 하는 광범위한 기술로서 발전을 해왔다.

AI 시대에 들어선 지금 인간이 눈을 통해 시신경에 맺히는 영상보다 정확하게 또는 인간의 시각 기능을 훨씬

능가하는 시각화의 도구로 영상이라는 범위를 기억의 매체로서 뿐 아니라 인간의 시각 관련 능력을 이용하여 시각화된 영상을 기계화/자동화에 응용하여 미래의 영상획득 기술은 그 응용성의 한계를 예측하기가 힘들어지게 되었다.

이러한 경향에 따라 일반적인 접근이 용이한 기기인 모바일 기기, 노트북, 고화질 카메라 등으로부터 수집되는 정지영상 양이 가능할 수 없을 정도로 급증하게 되고, 이러한 영상들을 지원하기 위하여 컴퓨터 관련 기기를 이용하여 가공, 편집, 수집, 저장 등의 과정을 처리해야 할 영상의 양이 기하급수적으로 증가하였으며, 생성된 영상을 클라우드 컴퓨팅 인프라와 같은 대용량 시스템으로 효율적인 검색과 신뢰할 수 있는 저장 시스템에 대한 필요성이 높아지고 있다[1]. 또한 다양한 산업 분야에서의 일반적인 형태의 카메라가 아닌 특수한 형태의 응용을 위해 고부가가치 산업군에서부터 특정 시스템의 부가장치로서 사용하는 경우가 흔해지고 있다.

[†]E-mail: dk_jhpark@dankook.ac.kr

이러한 대용량 영상 자료를 오프라인 형태나 온라인 형태로 다양한 서비스를 하기 위해서는 임의로 주어지는 인식기능이 부여된 파일이름을 사용한 것보다 영상 자료에서 추출된 정보를 활용하는 것이 보다 효과적이다. 주어진 영상 컬렉션에서 특정 영상을 식별하는 방식은 기본적으로 두가지를 고려할 수 있다: (1) 자동으로 식별값을 생성하는 방법 (2) 사용자가 임의로 식별값을 부여하는 방법. 하지만 임의 식별자 부여 방식은 영상 아카이브 시스템이 다수 존재하는 경우, 만일 필요에 의해 두 개 이상의 아카이브를 하나의 아카이브로 통합하는 경우, 동일 식별자를 가지는 영상이 발견될 수 있는 경우가 존재한다. 이러한 경우, 판별을 위해 부가적이 작업이 필요한 것은 당연하며, 이 과정은 작업시간과 노력이라는 비용이 발생을 한다. 영상 내부 속성과 무관하게 생성되는 식별자 문제를 해결하기 위해 직선성분 계수기반 다중 인덱싱 구성 방법을 사용할 수 있다[2-3]. 이러한 인덱싱 방법은 영상의 하부영역(region)에서 식별자를 추출하는 경우, 실제적인 인식자 생성에 필요한 비용을 줄일 수 있다. 하지만, 이 접근법은 어떤 영역을 선택하여 인식자 생성을 하면 효율적이냐는 문제에 직면하게 된다. 본 논문에서는 이 방법에 대한 해결방법을 고안하고자 하는 노력으로 영상 엔트로피를 논의하고 영상 엔트로피를 측정할 수 있는 선형적 방법론을 제안한다.

2. 본 론

2.1 영상 인식자 생성

기존의 영상 분류 방법론은 동일 인덱스나 추출된 속성값에 따라 해당 영상 그룹을 다수의 하부그룹으로 분리하는 것에 초점을 맞추어 진행되었으나 본 논문에서는 영상과 인식자 사이의 일대일 관계 기반 인식자를 고려한다. 기본적으로 많은 영상 관련 방법론들이 대상 영상의 전체 부분을 필요로 하는 고비용 알고리즘을 고려하는 이유로 총체적인 비용이 높아지고 복잡도 또한 증가하는 불가피성을 내포하고 있다. 본 논문에서는 고려하는 알고리즘은 이러한 알고리즘의 고비용을 최적화하기 위하여 일부 정확도를 희생하는 대신 효율적인 수행과정을 도출하는 것에 착안하여 효율성과 효과성을 높이는 것을 고려한다. 이를 위해 본 논문은 영상 식별자 생성에 필요한 요구 조건을 다음과 같이 정의한다.

1. 상호성: 주어진 영상들과 생성된 인식자는 1-1 관계를 준수하면서 인식자 값을 통해 대응하는 영상을 식별할 수 있다.
2. 효과적인 인식자: 인식자를 구성하는 인자값들은 최적화되어 있어서 인식자 데이터베이스를 통한

관리 및 유지를 저장 및 메모리 측면에서 원활하고 효율적이어야 한다.

3. 인식자 추출 수행: 인식자는 실제적인 사례에서 사용할 수 있도록 수행 시간이 최적화 되어야 한다.

위에서 기술한 요구조건을 만족시키기 위하여, 본 논문에서 고려하는 인식자는 다수의 인자값으로 구성되며, 이러한 인자값은 영상 크기, 넓이, 높이 또는 영상의 물리적 정보를 이용한 값들로 구성되며, 이러한 값들은 인식자 벡터를 구성되어 다음과 같은 형태를 가진다.

$$ID_{img} = (v_0, v_1, v_2, \dots, v_k) \quad (1)$$

위의 식에서 v_i 는 영상에서 추출된 값이거나 영상 크기와 같은 상수를 사용한다.

주어진 영상에서 추출되는 값들을 이용하여 영상 인식자를 도출하는 방법에는 영상에서 추출할 수 있는 엣지 또는 라인 세그먼트를 이용하여 그 분포도를 영상 인식자의 인자값으로 사용하는 방법이 있다. 이와는 달리, 영상의 각 화소값의 스펙트럼을 변환하여, 인접 화소가 유사한 화소값을 가지는 경우 변환된 화소집합을 검출한 후, 이러한 집합의 분포도를 활용하는 방법이 있다[4].

2.2 영상 엔트로피

엔트로피는 정보학에서 정보의 양을 측정하는 개념으로 사용되었으며, 기본적인 계산 방법은 정보 자료의 통계적 행태를 근간으로 정의된다. 만일 난수적 이벤트 E가 일어날 확률을 P(E)라고 할 때, 정보의 양 I(E)는 다음과 정의된다[5-6].

$$I(E) = \log(1/P(E)) = -\log(P(E)) \quad (2)$$

영상 처리 측면에서의 엔트로피는 실제로 화소 정보의 반복성 또는 정렬성을 측정하여 주어진 영상 내부의 화소들의 변화성을 측정한다. 예를 들어 픽셀 9개를 가지는 두 개의 임의의 영상을 비교하면 다음과 같다.

| | | |
|---|---|---|
| 3 | 4 | 4 |
| 7 | 4 | 7 |
| 9 | 3 | 3 |

(a) Image 1

| | | |
|---|---|----|
| 7 | 3 | 11 |
| 9 | 5 | 6 |
| 8 | 3 | 4 |

(b) Image 2

Fig. 1. Two Sample Image.

위의 화소 정보를 정렬해보면, 다음과 같다.

Table 1. Sorted Pixel Information

| | |
|---------|----------------------------|
| Image 1 | 3, 3, 3, 4, 4, 4, 7, 7, 9 |
| Image 2 | 3, 3, 4, 5, 4, 7, 8, 9, 11 |

이 값들을 이용하여 첫번째 영상의 확률분포를 계산하면 다음과 같다.

Table 2. Probability Distribution

| | | | | |
|-------------|-----|-----|-----|-----|
| | 3 | 4 | 7 | 9 |
| Frequency | 3 | 3 | 2 | 1 |
| Probability | 1/3 | 1/3 | 2/9 | 1/9 |

따라서, Image 1의 엔트로피를 계산하면, 다음과 같다.

$$1/3 * \log_3 + 1/3 * \log_3 + 2/9 * \log(9/2) + 1/9 * \log 9 = 1.89$$

유사한 방법으로 Image 2에 대한 엔트로피를 구하면 2.95가 된다. 엔트로피가 작을 수록 영상의 특징점이 편향되고, 엔트로피가 클수록 특징점이 영상 전반에 전반적으로 고르게 분포되어 있다고 해석을 한다. 따라서, Image 1은 Image 2 보다 영상의 특징이 한쪽으로 편향되는 특성을 나타낸다.

영상 엔트로피를 인식자 생성에 응용할 수 있는 착안점은 인식자 생성을 위한 영상의 하부영역 영역을 결정하는 과정에 있다. 높이와 넓이가 H x W 인 영상을 m x n 개의 하부영역으로 구성되어 있다고 간주하면 하부영역의 갯수는 다음과 같다.

$$\text{SubImages} = \lfloor H/m \times W/n \rfloor \quad (3)$$

각 하부영역에 대한 엔트로피를 다음과 같은 식을 이용하여 계산을 한다.

$$\text{Entsub} = \sum \text{grayscale}(g) \times \log_{10}(f(g)) \quad (4)$$

여기서 f(g)는 $\text{freq}_g/\text{Pixels}$ 로 freq_g 는 한 개의 하부영역에서 그레이스케일(gray) g의 빈도수를 나타내고 Pixels는 하부영역의 픽셀수를 나타낸다. 식 4를 이용하여 각 하부영역의 엔트로피를 구한 뒤, 역동성이 가장 큰 하부영역에 인식자 생성 방법을 적용하고자 하는 것이다. 앞에서 기술한 바와 같이 엔트로피 값이 높을 수록 정보의 분포가 전반적으로 분산되어 있기 때문에 해당 하부영역에서 인식자를 생성하는 것이 인식자 공간에서의 편향성을 방지할 수 있기 때문이다.

Fig 2에서는 영상 엔트로피를 좀 더 시각적으로 표현하기 위하여 하나의 영상에 대한 그레이스케일 분포를 3-D 그래프로 표현을 하였다. 보여진 바와 같이 예로 든 영상의 윗부분과 아래 부분은 유사한 그레이스케일을 가지는 것을 그레이스케일 분포를 통해서도 확연하게 확인할 수 있다.

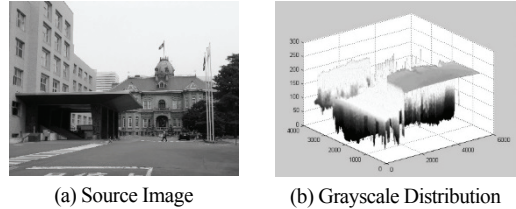


Fig. 2. Grayscale Distribution for an Image.

보여진 예의 영상을 9개의 하부영역으로 분할할 경우, 만일 영상의 윗부분이나 아래부분에서 인식자를 생성하게 된다면 생성된 인식자에 대한 신뢰도는 떨어질 수 밖에 없다. 이를 확인하기 위해 하부 영역 9 중 엔트로피가 낮은 부분을 Fig 4에 예시한다.

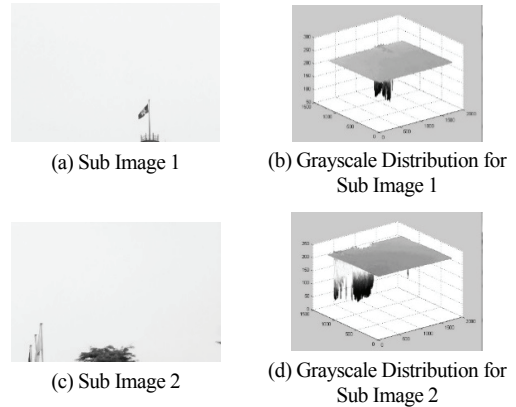


Fig. 3. Grayscale Distribution for Sub Images with Low Entropy.

Fig 3에서 보여지는 Sub Image 1의 엔트로피는 0.87이고, Sub Image 2의 엔트로피는 1.16이다. 이와 같이 영상의 내용이 편향된 경향을 보이는 경우는 인식자 생성에 불리한 환경을 가져 오고, 결과적으로 인식자 공간에서 위에서 기술한 인식자의 요구조건을 만족시키지 못하는 경우를 만들기 쉽다. Fig 3에서 보여지는 경우는 다르게 동일 입력 영상에서 엔트로피가 높은 경우를 Fig 4에 예시한다.

Fig 4에서 보이는 Sub Image 3과 Sub Image 4의 각각의 엔

트로피는 2.17과 2.07 이다. 앞에서 보인 경우와 달리 이렇게 엔트로피가 충분한 하부영역에서 인식자를 생성한다면 전체 이미지 전체를 인식자 생성의 대상으로 삼지 않아도 된다는 것이 이 논문의 기본적인 착안점이다.

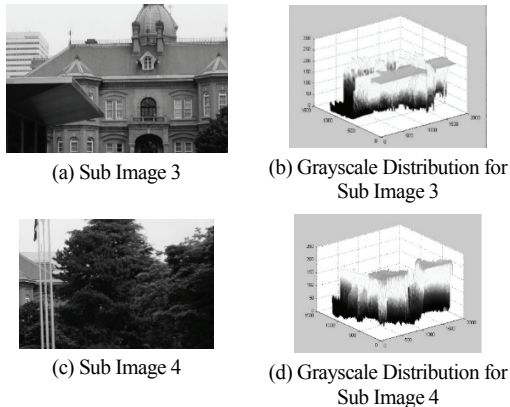


Fig. 4. Grayscale Distribution for Sub Images with High Entropy.

2.3 선형 영상 엔트로피

주어진 영상에서 엔트로피를 계산하는 것은 엔트로피 계산식에서 알 수 있는 바와 같이, 영상 영역 전체를 고려의 대상으로 한다. 따라서, 대략적인 계산 복잡도는 높이와 넓이가 $H \times W$ 인 영상의 경우, $O(H \times W)$ 이 되게 된다. 본 논문의 제안은 이러한 비용을 최소화하고 결과로 도출되는 인식자의 신뢰도를 유지하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 영상 엔트로피를 계산하는 방법론을 선형적으로 변형하고 이를 통해 비용의 절감을 이루려고 한다.

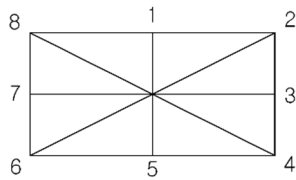


Fig. 4. Virtual Lines for Entropy Calculation.

이를 위해 고안한 방법은 다음과 같다. 우선 Fig 5와 같이 해당 영상 영역에 가상의 직선을 설정한다. 그 다음으로 수행하는 것은 각 직선 선분에 속하는 화소들 집합에서 화소값의 변화가 일어나는 점점을 이용하여 엔트로피를 계산한다. 이를 검증하기 위하여 본 논문에서는 실험적 검증방법을 통해 제한하는 선형 영상 엔트로피의 유효성을 검증한다.

3. 실험 및 분석

본 논문에서 제안하는 선형 영상 엔트로피 방법론의 유효성을 검사하기 위하여, 기존의 고비용 엔트로피 방법론과 제안하는 방법론을 다수의 이미지들에 적용하여, 엔트로피의 방향성이 어떻게 분포하는 지를 검증하였다. 다양한 그레이스케일 스펙트럼의 경향을 분석하기 위하여, 실험은 주어진 영상들을 서로 다른 그레이스케일을 적용하여 어떤 결과를 나타내는 지를 분석하였다. 사용된 영상은 Fig 5에 보여지고 있다.

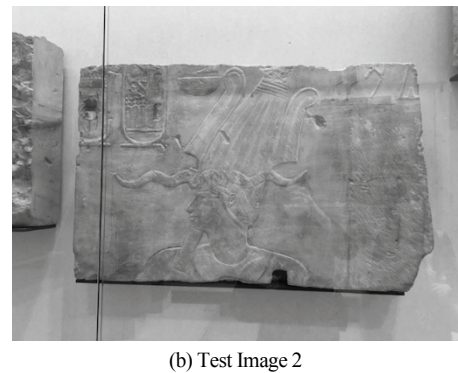


Fig. 5. Test Images.

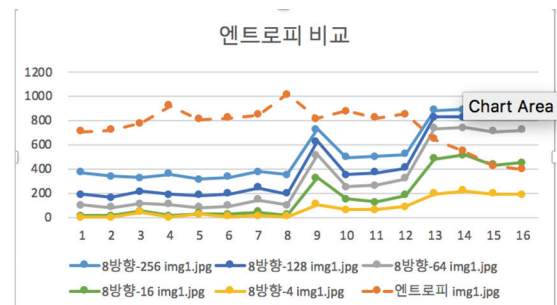


Fig. 6. Entropy Pattern Comparison 1.

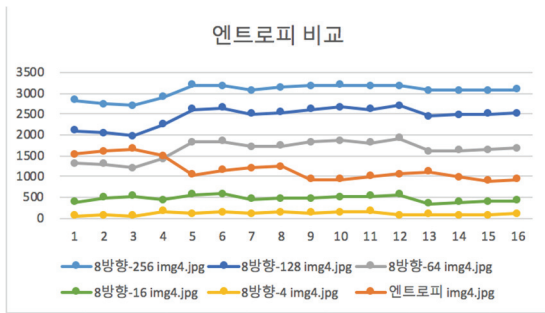


Fig. 7. Entropy Pattern Comparison 2.

Fig 6과 7에 보여지는 그래프는 동일 영상을 16개의 하부영역으로 분할하여 각 하부영역에 대한 엔트로피를 그래프로 나타낸 것이다. 그래프에서 맨 위에 있는 그래프 라인이 고비용 라인이고, 그 밑으로 그레이스케일의 스펙트럼 크기가 256부터 4까지 변형한 저비용 방법이다.

그래프에서 보는 바와 같이 첫번째 실험영상에서 윗부분은 대체로 고비용 엔트로피 방법론과 저비용 엔트로피 방법론이 비슷한 패턴을 보인다. 하지만, 사진의 아래부분에 오브젝트가 많은 부분에서는 엔트로피의 패턴이 반대로 나타내는 현상을 보였다.

두번째 실험영상에 대한 결과에서 위에서 네번째 그래프 라인은 고비용 엔트로피의 결과를 보여준다.

4. 결론

본 논문에서는 대용량 영상 데이터베이스 환경에서 각 정지영상을 구분할 수 있는 인식자 생성을 위하여 엔트로피를 이용하여 인식자 생성 영역을 변별하고자 하는 연구 결과를 논의하였다. 특히 기존의 고비용 엔트로피 계산법과는 달리 저비용으로 영상 엔트로피를 제안하여, 전체적인 인식자 생성 비용을 낮추는 방법을 논의하였다.

이 방법은 병렬처리 환경이 가능할 때, 더욱 많은 성능 개선을 가져올 것으로 고려된다. 단 문제는 저비용 방법론의 엔트로피 경향이 다르게 나타나는 이유에 대한 심화적인 연구 진행을 필요로 한다. 따라서, 향후 연구 방향은 성능 개선을 통해 고비용 접근법과 유사한 패턴을 도출할 수 있는 방법론의 개발에 있다고 할 수 있다.

참고문헌

1. Yongcheol Jeong, "The amount of the global digital data is increasing rapidly so that, 2020, the amount would reach 40ZB... it is 300 times of the amount of 2005", Digital Times, Dec. 2012.
2. Je-Ho Park, "Still Image Identifier based over Low-frequency Area", JDCS, 11(3), pp 393-398, Sep. 2010.
3. Je-Ho Park and Sangmin Lim, "Composition and Analysis of Linear Component Counting based Multiple Indexing", JSDT, 9(3), pp 17-21, Sep. 2010.
4. Je-Ho Park, Taeg Keun Whangbo, Kuinam J. Kim, "A Novel Image Identifier Generation Method Using Luminance and Location", Wireless Personal Communications, 94(1), pp 99-115, May 2017.
5. Mohamed A. El-Sayed and Tarek Abd-El Hafeez, "New Edge Detection Technique based on the Shannon Entropy in Gray Level Images", Int. J. on Comput. Sci., 4, pp 186-191, 2008.
6. Mohamed A. El-Sayed, Sayed F. Bahgat and Abdel-Khalek, "Novel Approach of Edges Detection for Digital Images Based On Hybrid Types of Entropy", Int. J. of Applied Mathematics and Information Science, pp 1809-1817, 2013.

접수일: 2019년 8월 16일, 심사일: 2019년 9월 13일,
게재확정일: 2019년 9월 23일