Image Noise Cancellation by Taking Advantage of the Principal Component Analysis Technique

Wilmar Hernandez; Alfredo Mendez; Francisco Ballesteros

IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society

Year: 2018 | Conference Paper | Publisher: IEEE

Cited by: Papers (4)

Reviewer: 이두영 (2020710058)

본 논문은 주성분 분석(PCA) 기법을 활용하여 1차적으로 필터링된 이미지로부터 원본 이미지 재구성하는 과정을 기술한다. 개략적인 순서는 원본 이미지에 Noise를 주어 Contaminated Image 를 생성한다. Contaminated Image에 주성분 분석을 한 다음에 주요한 주성분을 선정하여 이미지를 재구성(Reconstruction Image by Specific PCs)한다. 다음에 Gaussian Filter를 사용하여 최종적으로 이미지를 재구성(복원)한다. 즉, 요약하자면 본 논문은 이미지의 Noise를 제거하는 방법으로 주성분 분석 기법을 활용하는 방법에 대해 기술한 논문이다.

저자는 주성분 분석을 적용하였던 사례들과 선행 연구에 대해서 간략하게 언급하며 글을 시작한다. 예를 들면, 얼굴 인식, 얼굴 확인, 망막 영상에서 광디스크 자동 위치 및 텍스처 분석을 위한 PCA 사용에 대한 선행 연구나 저장 공간 소모를 줄이기 위해 PCA를 사용하여 이미지 압축에 관한 방법 등의 PCA 많은 활용성에 대해서 기술한다. 결국 저자가 말하고자 하는 요지는 다른 연구들과는 다르게 본 연구에서는 이미지 필터링의 문제를 주기적 주성분 분석의 특성을 이용하여 다루어 이미지 복원에 중점을 두고 있음을 언급하며 연구의 당위성을 강조한다.

다음으로 본격적으로 논문 저자는 주성분 분석(PCA)의 개념에 대해서 자세하게 기술한다. Springer와 같은 교안으로 활용되고 있는 문서도 참조하여 수리적인 증명을 한다. 주성분 분석에 대한 정의와 수리적 기술을 한 이후에 이미지 프로세싱에 어떻게 적용할지에 대하여 설명한다.

컴퓨터 비전에서 가장 유명한 Lena 이미지를 예시로 사용하였다.(해당 이미지는 현재 수강 중인 컴퓨터 비전 수업시간에서도 많이 다뤘었던 내용이라 개인적으로 매우 친숙했다.) 다음으로, 2차원 정규의 단순한 무작위 표본을 생성하는데, 평균의 벡터는 크기가 512의 1/2이고, 공분산 및분산이 동일한 것으로 원본 이미지에 추가하여 Contaminated image를 생성한다.



원본 이미지



노이즈 이미지

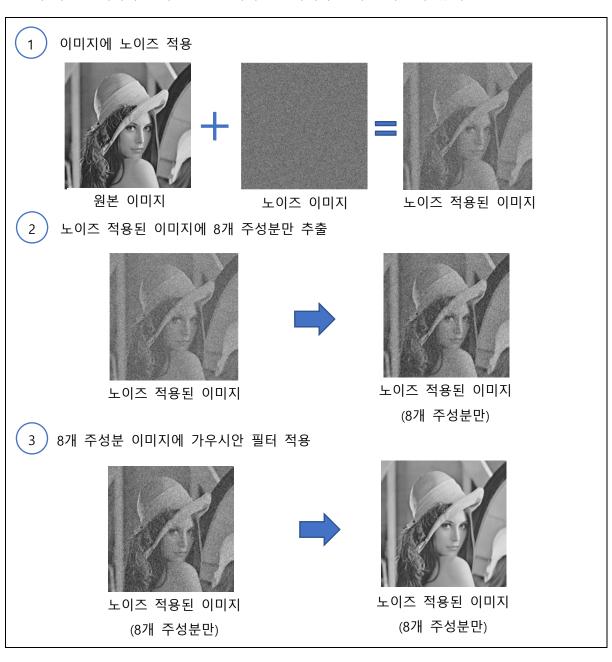


원본 + 노이즈 이미지

256 by 256 이미지를 64개의 블록 구간으로 분할하고 각 블록을 reshape 하는 과정을 거친 이후에 covariance matrix를 생성하여 고유값과 고유벡터를 구하였다. 다음에 고유값을 내림차순으로 정리하여 보니 첫 번째 주성분이 압도적으로 다른 주성분보다 큰 결과가 나왔다. 아래표는 원본이미지(O)와 Noise가 첨부된 이미지(C)의 주성분 분석의 요약이다.

	TV	$\hat{\lambda}_1$	$\hat{\lambda}_2$	$\hat{\lambda}_3$	$\hat{\lambda}_4$	$\hat{\lambda}_5$	$\hat{\lambda}_6$	$\hat{\lambda}_{7}$	$\hat{\lambda}_{S}$
0	146.4	128.8	7.5	2.8	1.8	1.3	0.6	0.5	0.4
C	405.2	133.3	11.4	6.9	5.99	5.4	5.2	4.99	4.98

8개 주성분에 대해 이미지를 재배열하여 표시하고, 여기에 가우시안 필터를 적용한다. 여태까지 일련의 과정을 이미지를 기준으로 정리해보면 아래와 같이 정리할 수 있다.



본 논문에서는 Contaminated Image에서 Noise를 제거하는 방법과 이 후 필터링된 영상의 주성 빈이 발견되면 필터링된 영상의 첫 번째 주성분을 사용하여 필터링된 영상의 재구성으로부터 원 본 영상의 재구성을 시도할 수 있음을 보여주었다.

본 논문에 대한 견해를 말하고자 한다. 우선 해당 논문을 선택하게 된 이유는 이번 학기에 수강하고 있는 두 개의 과목에서 학습하고 있는 이론과 내용을 다루기 때문이다. 주성분 분석은Data Analytics in Action with Python 과정을 통해서 학습하였고, Computer Vision 강의에서 이미지 필터링 이론에 대해서 학습하고 코딩으로 구현을 해보고 있다. C.V.(Computer Vision)에서의 필터링 기법에 대해 다룰때는 주성분 분석 개념으로 접근하지 않았기 때문에 해당 논문이 색다르게 다가왔다. 해당 논문에서 이야기하고 싶은 부분은 크게 2가지 생각된다. 첫 번째는 원본 이미지나 Noise가 있는 이미지이든 주성분은 비슷하다는 것이다. 두 번째는 이러한 개념을 활용해서 특정한 주성분 몇개를 추출하여 이미지를 재구성한 뒤에 고전적인 이미지 필터를 적용하여 Smoothing작업을 해준다는 것이다.

내가 생각한 문제점 혹은 추가적으로 검토해보아야 할 부분은 몇 가지로 추려진다.

- 1) 마지막에 필터링 작업까지 마친 이미지를 보면 원본대비 Blurred 되어 있는 것을 볼 때, 완벽하게 복원하는데 분명한 한계가 있을 것으로 생각된다. 하지만 해당 문제는 어떠한 경우라도 노이즈를 완벽하게 제거하는 것은 어렵다.
- 2) 주성분을 몇개 선택해서 이미지를 재구성할지에 대한 추가적인 연구가 필요해 보인다. 본 연구에서는 8개 주성분으로 이미지를 재구성하였지만, 몇 개의 주성분을 선택하면 최상의 복원 결과를 보여줄지 추가적인 연구가 필요해 보인다.
- 3) 마지막에 적용한 이미지 필터의 경우 가우시안 필터 이 외에 다른 이미지 필터를 적용했을 때 결과와 함께 비교해보면 좋을 것 같다. C.V. 수업 시간에 학습하였던 경험으로는 해당 케이스에 대한 노이즈 제거의 경우 Median Filter가 더 좋은 성능을 보여줄 거라고 생각한다. 아래의 첨부한 이미지는 Salt and Pepper Noise에 각각의 필터를 적용해보았을 때 결과이다. (참고로 이미지의 남자는 본인이다.) 여기서 보면, Median Filter가 노이즈 제거에 가장 탁월한 성능을 보여주고 있다. (물론 Salt and Pepper Noise는 특성상 아웃 라이어에 해당하는 값을 가지고 있으므로 중앙값 선택으로 제거 가능하다.)

마지막으로 해당 논문을 통해서 주성분 분석이 해당 이미지 필터와 같이 주요한 인자들을 추출한다는데 활용할 수 있다는 것을 알게 되었다. 이미지에서는 특징이 되는 Feature를 추출하는데 이러한 Feature들 사이에서도 주요한 인자들 간에 비중을 알아 낼 수 있다면, 이미지를 활용한 많은 분야에 적용할 수 있을 거라 생각된다. 기존에 알고 있었던 얼굴 안면 인식 또한 PCA 기법을 활용한 다는 것을 본 논문에서 (잠깐 예시로) 언급하여 (구글링하여 찾아보아서) 알게 되었다. 학부때는 과목에 이론만 배웠었는데 이론을 활용하는 연구를 보니 문제를 바라보는데 견해가 넓어진 느낌이다. 향후에도 주 1회 논문 리뷰를 하여 블로그나 깃헙에 내가 이해한 만큼이라도 정리

할 예정이다.







































