

오래된 영화에서 손상된 영역 자동검출

(Automatic Detection of Degraded Regions in Old Film Archive)

김경태[†] 김병근[†]
(Kyung-tai Kim) (Byunggeun Kim)

김은이^{**}
(Eun Yi Kim)

요약 이 논문은 오래된 영화에서 스크래치, 블로치 등의 여러 종류의 손상요인을 자동으로 검출하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 후보 검출과 검증 단계로 이루어져 있다. 후보검출 단계에서는 스크래치와 블로치를 각각 공간적인 영역에서 주변에 비해 높은 대비를 가지는 특성과, 시공간적 불연속성에 따른 프레임의 최대범위를 찾아냄으로써 후보영역을 검출한다. 그 후, 생성된 몇몇의 오검출을 제거하기 위해, 텍스처 분류기와 형태 필터링을 통한 검증단계를 거쳐 손상영역을 검출한다. 스크래치와 블로치의 텍스처 특징을 신경망(NNs)를 통해 학습되고, 그 형태는 모폴로지필터(morphological filter)에 의해 표현된다. 실험은 몇몇 오래된 영화를 대상으로 이루어졌고, 그에 따른 결과는 제안된 방법의 정확도는 81%의 정확도와 79%의 정밀도를 보였다.

키워드: 영화복원, 스크래치 검출, 블로치 검출

Abstract This paper presents a method that can automatically detect variety of degradations (i.e., scratches and blotches) in old film archive. The proposed method consists of candidate detection and verification. Degradations are first identified by finding the local

* 이 논문은 2009 한국컴퓨터종합학술대회에서 '오래된 영화에서 손상된 영역 자동검출'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것이다

[†] 학생회원: 건국대학교 신기술융합학과
kkt1341@konkuk.ac.kr
byungni@konkuk.ac.kr

^{**} 정회원: 건국대학교 신기술융합학과 교수
eykim@konkuk.ac.kr
논문접수: 2009년 8월 19일
심사완료: 2009년 10월 22일

Copyright©2010 한국정보과학회: 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터 제16권 제1호(2010.1)

extreme of a frame in spatiotemporal domains, thereby using edge detector and SROD detector. Then, to remove some false alarms occurred in the first stages, the verification is performed using the texture and shape properties of scratches and blotches. The textural properties of scratches and blotches are learned using neural networks (NNs) and their shapes are represented using morphological filters.

The experiments were performed on several old films, then the results demonstrated the effectiveness of the proposed method, where it has a precision of 81% and a recall of 79%.

Key words: Film restoration, Scratch detection, Blotch detection

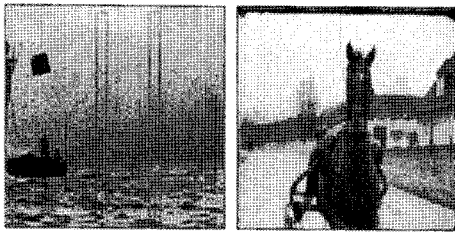
1. 서론

필름 복원은 최근 많은 연구자들로부터 다음과 같은 두 가지 이유로 관심을 받고 있다. 첫 번째는 영화 및 TV 방송에서의 모든 자료들은 지난 세기 동안의 역사, 예술 그리고 문화의 발전을 기록하는 매체로서의 중요성 때문이다. 따라서 모든 원본 자료들은 가능한 한 원본에 가까운 상태로 복원이 되어야 한다. 두 번째는 최근 방송과 통신의 융합, 통신 기술의 고도화, 커뮤니케이션 도구가 다양화됨에 따라 멀티미디어, VOD, 케이블과 위성 방송과 같은 새로운 멀티미디어 서비스가 출연하게 되어, 관련 산업의 활성화를 위해서는 영상 데이터의 보존뿐만 아니라 복원 과정이 요구된다. 필름 복원을 위해서는 손상된 영역의 자동검출작업이 선행 되어야 한다.

일반적으로 오래된 TV 및 영화 데이터는 스크래치(scratch), 블로치(blotch), 플릭(flick) 등의 다양한 요인에 의해 손상된다. 그들 중 대부분의 손상요인은 스크래치와 블로치이다. 그림 1은 스크래치와 블로치에 의해 손상된 영역의 예를 보여준다. 그림 1(a)는 스크래치에 의해 손상된 영역의 예를 보여준다. 스크래치는 필름을 영상화 하거나 복사하는 과정에서 필름이 벗겨진 것으로, 전 프레임에 연이어 세로방향으로 길게 발생한다. 그림 1(b)는 블로치에 의해 손상된 영역의 예를 보여준다. 블로치는 먼지(dust), 머리카락(hair), 화학약품 등에 의해 발생하며, 불규칙적인 형태와 크기를 가진다.

지금까지 많은 시스템들은 스크래치와 블로치를 자동으로 검출하는 방법들을 개발했다[1-9]. 그러나 그 방법들은 대부분의 손상요인을 검출할 수 없었다[1,5,8,9]. 그 이유는 특정 손상영역에 대한 가정을 기반으로 개발하였기 때문이다. 더구나, 그것은 많은 오검출도 나타났기 때문에 복원단계에서 추가적으로 계산 비용이 들어가게 되었다.

따라서 시공간적인 영역에서 스크래치와 블로치의 텍스처와 형태 정보를 이용하여 스크래치와 블로치를 자



(a) 스크래치 (b) 블로치

그림 1 손상영역의 예

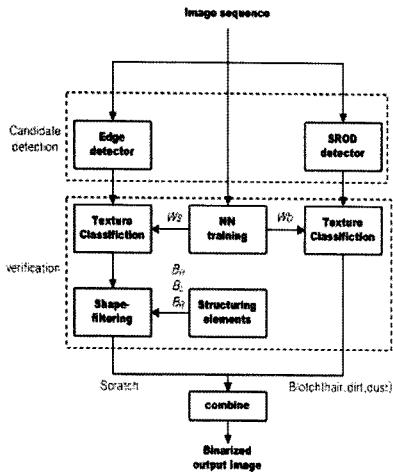


그림 2 제안된 방법의 개관

동으로 검출하는 방법을 제안한다. 그림 2는 제안된 방법에 개관을 보여주며, 제안된 방법은 후보 영역검출과 검증 단계로 이루어진다. 후보 영역 검출단계에서는 스크래치와 블로치는 각각 공간적인 영역에서 주변에 비해 높은 대비를 가지는 특성과, 시공간적 불연속성에 따른 프레임의 최대범위를 찾아냄으로써 후보영역을 검출한다. 스크래치의 경우 edge detector를 사용하고 블로치의 경우 SROD detector 를 이용하였다. 그 후, 생성된 몇몇의 오 검출을 제거하기 위해, 구조적 분류와 형태 필터링을 통한 확인단계를 거쳐 손상영역을 검출한다. 스크래치와 블로치의 구조적 특성을 신경망(NNs)를 통해 학습하여 각각의 가중치를 적용하여 검출하였으며, 스크래치의 경우, 스크래치의 형태 정보를 이용하여 생성된 원소구조를 이용한 모폴로지(morphology) 연산을 통해 스크래치의 검출이 확정되어진다.

2. 후보검출영역

일반적으로 스크래치와 블로치는 다음과 같은 특성을 지닌다. 스크래치는 연속된 프레임에서 나타나고 밝거나 어두운 명암의 수직의 직선의 형태로 보여진다. 블로치

는 하나의 프레임에서 불연속적으로 발생하며 임의의 형태와 크기가 밝거나 어두운 점들로 나타난다. 즉, 스크래치와 블로치들은 각각 시공간적 범위에서 불연속적의 특성을 기반으로, 후보지역을 먼저 추출한다.

2.1 윤곽선 검출기를 통한 스크래치 후보지 검출

그림 1에서 스크래치는 수직 방향으로 밝거나 어두운 명도의 수직선으로 쉽게 보이기 때문에 Edge 검출기를 스크래치의 검출에 사용할 수 있다. 주어진 입력영상에 Edge 추출을 위해 Prewitt 마스크를 먼저 적용한다.

그림 3은 추출된 후보 스크래치 영역을 보여준다. 그림 3(a)은 오래된 영화인 “Knight”, “Afrique du sud”의 원본 프레임이다. 그림 3(b)에서 볼 수 있듯이, Edge 검출은 간단히 스크래치의 후보지를 찾을 수 있다.

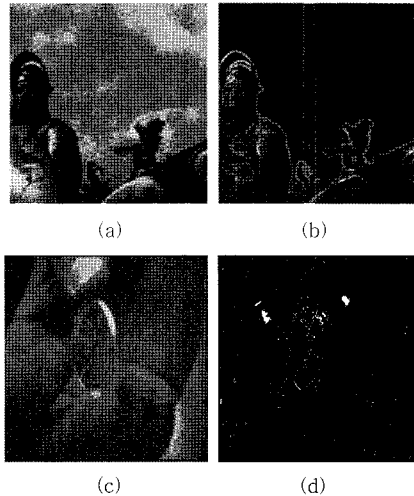


그림 3 후보지 검출 결과: (a)와 (c) 원본 영상, (b) 윤곽선 검출기를 이용한 스크래치 후보지, (d) SROD 검출기를 이용한 블로치 후보지

2.2 SROD 검출기를 통한 후보지 검출

공간적 불연속성을 가지는 스크래치와는 달리, 블로치는 영화필름에서 한 프레임에서만 발생하는 시간적 불연속성을 가진다. 그러므로 블로치 후보지역은 연속되는 프레임에서의 모션 정보를 통해 정의할 수 있다[5,7,9]. 그러나, 모션정보는 많은 계산시간이 필요하다. 따라서, 연속된 프레임들 간의 명도차이를 통해 간단히 블로치를 구분하는 SROD(simplified rank ordered difference)검출기를 사용한다.

$I(x)$ 를 현재 프레임의 픽셀 x 의 명도라고 하고, $r(x)$ 를 시간적으로 이웃하는 픽셀 x (그림 4 참조)의 명도라고 가정하면, 최대 명도와 최소명도는 $r(x)$ 로부터 계산된다. 즉, $r_{max} = \max_{k=1, \dots, N} I(r_k)$ and $r_{min} = \min_{k=1, \dots, N} I(r_k)$.

이 값들을 사용하여 SROD는 이미지를 블로치 영역과 비블로치가 영역으로 다음과 같이 구분한다.

$$SROD(x) = \begin{cases} blotch & \text{if } r_{min} - I(x) > 0, \\ blotch & \text{if } I(x) - r_{max} < 0, \\ non - blotch & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

그림 3(c)는 “afrique du sud”에 원본 영상이고, 그림 3(d)는 SROD 검출기를 통해 추출된 블로치 후보지 검출 결과의 예이다. 마찬가지로 그림 3(b)에서 제거해야 하는 많은 오검출을 포함하고 있다.

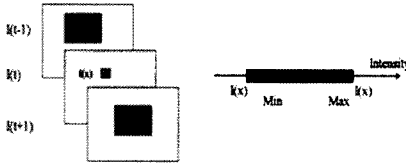


그림 4 SROD 검출기

3. 검증

첫 번째 단계인 후보영역 검출단계에서 비교적 간단하고 효과적으로 스크래치와 블로치를 찾는 반면, 또한 많은 오검출을 포함하고 있다. 그러므로 실제 손상영역을 오래된 장면에서 분류하는 확인단계를 실행한다.

3.1 텍스처와 형태 정보를 이용한 스크래치 검증

인간의 수작업 없이 모든 종류의 스크래치를 정확히 검출하기 위해서, 제안된 방법은 스크래치의 텍스처정보를 이용한 신경망 기반의 텍스처 분류와 스크래치의 형태 정보를 이용한 형태 필터링을 이용한다.

3.1.1 텍스처분류

제안된 방법은 영상에서 스크래치와 비스크래치를 분류하는 텍스처 분류기로 신경망(NNs)을 사용한다.

신경망은 $N \times M$ 에에 윤곽선과 이웃하는 픽셀 픽셀에 밝기 값을 받는다(이는 그림 5(a)에서 보여준다). 실험에서는 5×15 사이즈에 윈도우를 선택했다.

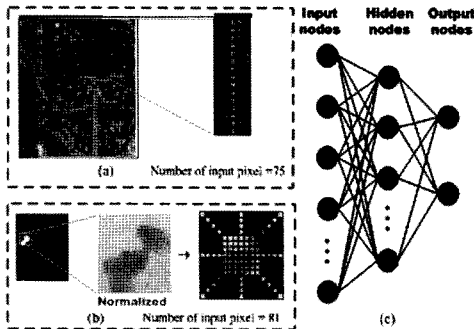


그림 5 텍스처 분류 방법: (a) 스크래치 분류의 입력층, (b) 블로치 분류의 입력층, (c) 신경망기반의 형태 분류의 구조도

그림 5(c)에서 보이듯이, 출력노드는 0과 1 사이의 2개의 실수의 벡터로 표현된다. 첫 번째 노드 값이 두 번째의 노드 값보다 크면 윈도우의 가운데 화소는 스크래치 클래스로 분류되고 그렇지 않으면 비스크래치 클래스로 분류된다.

2.1장에서 edge 검출기로 생성된 모든 Edge 픽셀들을 신경망은 스크래치와 비스크래치로 분류한다.

3.1.2 형태 필터링

텍스처 분류 결과에서, 높은 빈도와 대비를 갖는 손상 영역은 스크래치 영역으로 오분류된다. 그들을 제거하기 위해, 우리는 형태정보를 이용한다. 스크래치는 보통 길고 얇은 수직형태의 선으로 나타내게 되며, 그 최소 길이는 거의 3~5픽셀이다. 이 특성에 기반하여, 다음의 세 가지 구조적 요소들이 정의된다.

$$B_H = \begin{bmatrix} X & X & X & X & X \\ D & 1 & 1 & 1 & D \\ X & X & X & X & X \end{bmatrix}$$

$$B_L = \begin{bmatrix} X & X & 1 & 1 & D \\ X & D & 1 & D & X \\ D & 1 & 1 & X & X \end{bmatrix} \text{ and } B_R = \begin{bmatrix} D & 1 & 1 & X & X \\ X & D & 1 & D & X \\ X & X & 1 & 1 & D \end{bmatrix}$$

여기서, X 는 ‘don’t care’변수이며, D 는 입력 이미지의 해상도에 의해 정의되는 변수이다. 고해상도의 경우 1로 지정하며, 그렇지 않은 경우 0으로 지정한다. 여기서 B_H 는 수평적 요소의 검출을 위한 요소가 되고, B_L (or B_R)은 대각선 요소의 검출을 위한 요소이다. 이 구조적 요소들의 형태적 연산을 통해 오분류된 손상 영역을 제거한다.

N 을 신경망의 분류결과로 가정하면, 형태 필터링 결과 S 는 다음과 같은 방정식의 사용을 포함한다.

$$S = N - \{ \gamma_{B_L}(N) + \gamma_{B_R}(N) + \gamma_{B_H}(N) \}$$

$\gamma_B(I)$ 는 모폴로지 연산의 닫힘(closing)연산이다.

이 단계에서 검출된 오분류 영역은 제거되고, 오직 수직선만 남아있다. 그리고 이 수직선들은 바로 손상 영역이 된다. 그 후, 작은 영역들은 노이즈로 간주되고 제거된다.

3.2 텍스처 특성을 이용한 블로치 확인

영상에서 블로치는 임의의 형태와 크기를 가지며, 밝거나 혹은 검은 점들로써 나타난다. 그러므로 오직 텍스처 정보만이 오검출을 제거하는데 사용된다.

스크래치 확인단계와 같이, 신경망은 입력 이미지 sub-region의 특징을 분석하여 이미지 픽셀을 블로치와 비블로치로 구분짓는 필터로써 사용된다.

그림 3(d)에서 보이듯이, SROD 검출기는 이진(Binary) 영상을 생성한다. 이때 ‘1’은 블로치 픽셀을, ‘0’은 비블로치 픽셀을 나타낸다. 이진 영상에서, 첫 번째로 연결 성분 분석을 통해 레이블링을 적용하여, 오브젝트들을 생성한다. 그 후, 각각의 오브젝트들은 신경망 기

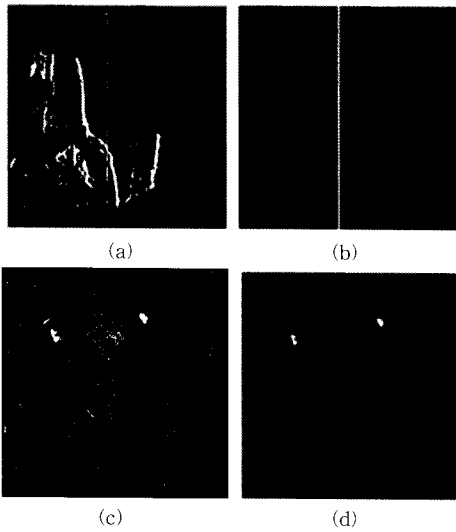


그림 6 손상된 영역 검출결과와 예: (a) 스크래치 텍스처 검출결과와 예, (b) 형태필터링을 이용한 스크래치 최종검출, (c) 블로치 후보 영역 검출, (d) 확인단계를 거친 블로치 검출

반의 분류기의 입력하기 위해 15×15크기에 맞추어 정규화 된다. 그림 5(b)와 같이 입력 원도우에 형태에 해당하는 픽셀의 명암 값만 사용한다. 그러므로 일반적인 실행을 향상시키고 분류과정의 속도를 높인다. 분류의 결과에 따라, 이진 영상은 하얀색의 손상 픽셀로 분류하고 검은색은 비 손실로 분류한다.

그림 6은 손상된 영역의 검출 결과를 보여준다. 그림 6(a)는 스크래치를 위한 텍스처 분류결과를 보여주며, 그림 6(b)는 형태 필터링 결과를 보여준다. 그림 7(b)에 보이듯이 수직의 성분을 제외한 오검출 영역이 필터링 되어진다. 그림 6(c)은 그림 3으로부터의 확인결과를 나타낸다. 그림 6(d)에서 볼 수 있듯이, 모든 종류의 손실은 정확히 검출된다.

4. 실험결과

실험에서 “Knight”, “Sit-down”, “Afrique du sud”, “Avant tierce” 그리고 “태권-V”같은 유명한 오래된 영화들과 애니메이션으로부터 다양한 종류의 손상영역들을 수집하였다. 이 영화 및 애니메이션에는 표 1에 기술된 다양한 손상영역을 가지고 있다. 제안된 방법의 성능 평가를 위해 Joyeux의 방법과 비교하였다[1,9].

실험을 위해 손상영역을 가진 영상들 중 1019개의 손상영역을 수동으로 선택한 후, 손상영역 픽셀들을 검출하여 손상영역 클래스로 할당하였다. 이중 215개의 손상영역은 학습을 위해 이용하였고, 나머지 794개의 손상영

표 1 실험에 사용한 손상영역의 종류별 데이터 개수

| 손상영역의 종류 | | 설명 | # |
|----------|-----------|----------------------|-----|
| Scratch | Negative | 스크래치의 화소가 주변보다 밝음 | 100 |
| | Positive | 스크래치의 화소가 주변보다 어두움 | 262 |
| | Principal | 프레임의 높이의 95% 이상을 포함 | 173 |
| | Secondary | Principal 제외한 스크래치 | 189 |
| Blotch | Dust | 가루처럼 퍼져서 분포되는 blotch | 146 |
| | Dirt | 얼룩이나 반점 같은 blotch | 61 |
| | Hair | 블로치 모양이 일정 않는 가는 선 | 88 |

역들은 테스트에 사용하였다. 신경망에서, 은닉층은 특징 추출 모듈로 수행하였고, 은닉층의 수는 실험에 다양한 개수로 실험하였으며, 그 중 오검출이 가장 적었던 은닉층의 수로 결정되었다(스크래치 분류기는 18개와 블로치 분류기는 20개).

표 1은 제안된 방법의 평가를 위해 사용된 794개의 손상영역을 그 요인에 맞추어 요약한 것이다. 스크래치에 경우 가장 빈번하게 나타나는 positive 스크래치와 다른 방법에서는 검출률이 낮았던 secondary 스크래치를 더 많이 사용하였다. 블로치 경우 이전에 연구에서 오검출이 높았던 dust를 많이 사용하였다. 제안된 방법은 다양한 손상요인들을 검출하기 위해서 개발되어졌다. 이를 증명하기 위해서 실험데이터의 분포를 표 1과 같이 구성하였다.

그림 7은 오래된 영화인 “Sit-down”을 제안된 방법 적용한 예를 보여준다. 그림 7(a)는 입력 장면의 현재 프레임을 보여준다. 그림 7(b), (c)에서는 제안된 방법에 의해 검출된 스크래치와 블로치를 보여준다. 그림 7(e)는 Joyeux방법의 검출 결과를 보여준다. Joyeux방법은 principal 스크래치는 검출할 수 있었으나, secondary 스크래치는 검출할 수 없었다. 블로치의 경우 dust를 검출할 수 없었다. 그러나 그림 7(d)에서 확인할 수 있는 것처럼, 제안된 방법이 다양한 종류(예. 스크래치와 블로치)의 손상을 검출할 수 있었다.

그림 8은 애니메이션인 “태권-V”에 제안된 방법을 적용한 예를 보여준다. 애니메이션은 많은 인위적인 직선을 가지고 있다. 그림 8(a)는 입력 영상의 현재 프레임을 보여준다. 그림 8(b), (c)에서는 제안된 방법에 의해 검출된 스크래치와 블로치를 보여준다. 그림 8(e)는 Joyeux 방법의 검출 결과이다. Joyeux 방법은 블로치의 경우 hair는 검출할 수 있으나, dirt를 검출할 수 없었다. 또한 많은 인위적인 선을 손상요인으로 오검출하였다. 하지만, 그림 8(d)에서 보이듯이, 제안된 방법은 애니메이션에서도 오검출을 줄이며 좋은 성과를 보였다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 정확도(recall)와 정밀도(precision)에 적용하여 측정하였다. 정확도와 정밀도는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{precision} = \frac{\# \text{ of correctly detected degradation}}{\# \text{ of detected degradation (include false alarm)}} \times 100$$

$$\text{recall} = \frac{\# \text{ of correctly detected degradation}}{\# \text{ of degradation}} \times 100$$

표 2 실험결과

| 손상요인 | 손상영역의 수 | 정확도 | 정밀도 |
|---------|---------|-----|-----|
| Scratch | 499 | 72% | 89% |
| Blotch | 295 | 89% | 68% |
| Average | 794 | 81% | 79% |

표 2에서 보이듯이 제안된 방법은 평균적으로 정확도는 81%로 보였으며, 정밀도는 79%를 보였다. 스크래치의 경우 오검출을 많이 줄일 수 있었으며, 블로치의 경우 기존의 방법들과는 다르게 다양한 타입을 검출할 수 있었다.

5. 결론

이 논문은 오래된 영화와 만화영화의 영상기록물에서 자동적으로 다양한 종류의 손실(예. 스크래치와 블로치)를 검출하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 오래된 영화와 만화영화에서 실험하였다. 실험 결과 제안된 방법을 통해 다양한 종류의 스크래치를 찾을 수 있고 상업적인 사용의 가능성을 잠재하고 있다는 것이 검증하였다.

참 고 문 헌

[1] L. Joyeux, S. Boukir and B. Besserer. Film line scratch removal using Kalman filtering and Bayesian restoration. in *Proc. of IEEE WACV200*, pp.

8-13, 2000.
 [2] S.W. Kim and K.H. Ko. Efficient Optimization of Inpainting Scheme and Line Scratch Detection for Old Film Restoration. *LECTURE NOTES IN COMPUTER SCIENCE*, pp.623-631, 2006.
 [3] L. D'Amorea, L. Marcellinoa and A. Murla. Image sequence inpainting: Towards numerical software for detection and removal of local missing data via motion estimation. *Journal of Computational and Applied Mathematic*, pp.396-413, 2007.
 [4] A. C. Kokaram, Detection and removal of line scratches in degraded motion picture sequences. *Signal Processing*, vol.1. pp.5-8, 1996.
 [5] J. Ren and T. Vlachos. Dirt detection for archive film restoration using an adaptive spatio-temporal approach. *CVMP*, pp.221-230, 2005.
 [6] S.C. Nam, M. Abe and M. Kawamata. Fast Blotch Detection Algorithm for Degraded Film Sequences Based on MRF Models. *ICIP*, pp.565-568, 2007.
 [7] S. Tilie, I. Bloch and L. Laborelli. Fusion of complementary detectors for improving blotch detection in digitized films. *Journal of Pattern Recognition Letters*, pp.1735-1746, 2007.
 [8] A.J. Crawford, V. Bruni, A.C. Kokaram and D. Vitulano. Multi-Scale Semi-Transparent Blotch Removal on Archived Photographs using Bayesian Matting Techniques and Visibility Laws. *ICIP*, pp.561-564, 2007.
 [9] L. Joyeux, S. Boukir, B. Besserer and O. Buisson. Reconstruction of degraded image sequences. Application to film restoration. *Journal of Image and Vision Computing*, pp.503.

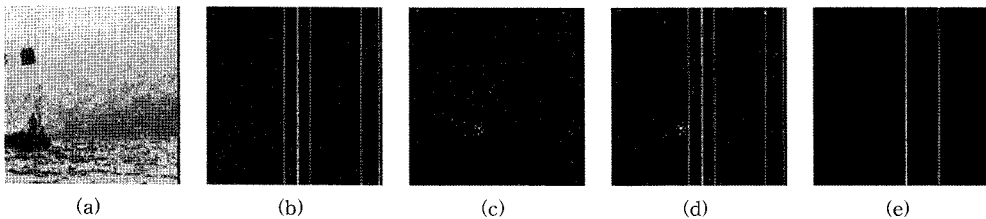


그림 7 제안된 방법의 검출 예: (a) 입력 영상의 현재 프레임, (b) 스크래치 검출 결과, (c) 블로치 검출 결과, (d) 제안된 방법의 검출 결과 영상, (e) Joyeux방법의 검출

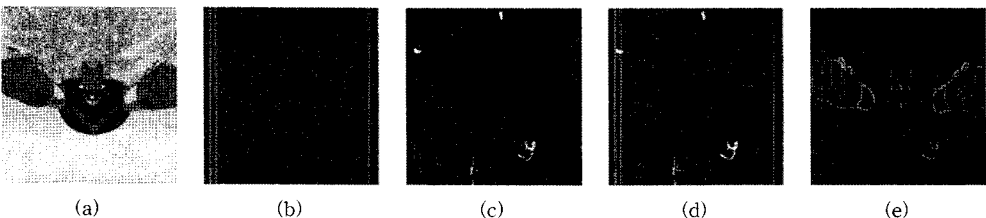


그림 8 제안된 방법의 검출 예: (a) 입력 영상의 현재 프레임, (b) 스크래치 검출 결과, (c) 블로치 검출 결과, (d) 제안된 방법의 검출 결과 영상, (e) Joyeux방법의 검출