

논문 2009-46SP-2-1

분산 유전자 알고리즘을 이용한 자동 필름 복원

(Automatic Film Restoration Using Distributed Genetic Algorithm)

김 병 근*, 김 경 태*, 김 은 이**

(Byunggeun Kim, Kyung-tai Kim, and Eun Yi Kim)

요 약

최근 고화질의 멀티미디어 서비스에 대한 수요가 증가됨에 따라 필름 복원은 많은 연구자들에 대한 관심이 증가하고 있다. 일반적으로 오래된 필름은 dust, 스크래치, flick 등에 의해 손상된다. 이들 중 대부분에 손상요인들은 스크래치와 블로치이며, 많은 연구자들이 이러한 손상요인을 복원하는 연구를 하고 있다. 그러나 기존의 방법은 대부분 한계점이 있다: 스크래치에 대해서는 잘하지만, 블로치를 처리하기에는 불안정하다. 본 논문에서는 스크래치와 블로치 모두에 의해 손상된 이미지를 복원하는 강건한 방법을 개발하는 것이다. 이를 위해, 우리는 MRF-MAP 프레임워크를 사용하고, 복원문제는 사후 에너지 함수의 최소화 문제로 간주된다. 최소화는 복잡한 결합 문제에 하나이고, 우리는 효과적인 분배와 결합 문제를 위해 분산 유전자 알고리즘을 사용한다. 제안된 방법의 효율성을 증명하기 위해, 오래된 필름과 인위적으로 손상된 필름에 실험하였으며, 그 결과를 다른 방법과 비교하였다. 그 결과는 제안된 방법이 더 우수함을 보여주었다.

Abstract

In recent years, a film restoration has gained increasing attention by many researchers, to support multimedia service of high quality. In general, an old film is degraded by dust, scratch, flick, and so on. Among these, the common factors are scratch and blotch, so that many researchers have been investigated to restore these degradations. However, the methods in literature have one major limitation: A method is working well in dealing with scratches, however it is poorly working in processing the blotches. The goal of this work is to develop a robust technique to restore images degraded by both scratches and blotches. For this, we use MRF-MAP (Markov random field - maximum a posteriori) framework, so that the restoration problem is considered as the minimization problem of the posteriori energy function. As the minimization is one of complex combinatorial problem, we use distributed genetic algorithms (DGAs) that effectively deal with combinatorial problems. To assess the validity of the proposed method, it was tested on natural old films and artificially degraded films, and the results were compared with other methods. Then, the results show that the proposed method is superior to other methods.

Keywords : Film restoration, genetic algorithm, scratch removal, blotch removal

I. 서 론

필름 복원이란, 오래된 필름으로부터 손상된 영역을 자동으로 검출하여 복원하는 것이다. 오래된 영화 및 TV 영상데이터들은 보관 중 습도와 먼지와 같은 환경적 요인과 부적합한 저장장치 및 조작에 의하여 손상영역이 발생하게 된다. 이러한 손상된 영역을 복원하는

것이 필름 복원이다.

필름 복원은 최근 많은 연구자들로부터 다음과 같은 두 가지 이유로 관심을 받고 있다. 첫 번째는 영화 및 TV 방송에서의 모든 자료들은 지난 세기동안의 역사, 예술 그리고 문화의 발전을 기록하는 매체로서의 중요성 때문이다. 따라서 모든 원본 자료들은 가능한 한 원본에 가까운 상태로 복원이 되어 저야한다. 두 번째는 최근 방송과 통신의 융합, 통신 기술의 고도화, 커뮤니케이션 도구가 다양화됨에 따라 멀티미디어, VOD, 케이블과 위성 방송과 같은 새로운 통신 채널의 출현하게 되어, 관련 산업의 활성화를 위해서는 영상 데이터의

* 학생회원, ** 정회원, 건국대학교 신기술융합학과
(Dept. of advanced technology fusion, school of
Internet and multimedia Eng.Konkuk Univ)
접수일자: 2008년10월17일, 수정완료일: 2009년2월27일

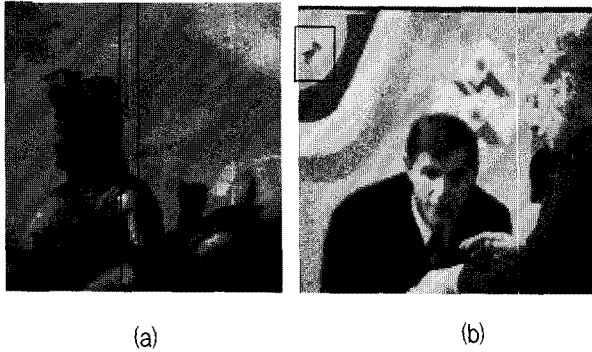


그림 1. 손상된 영상의 예: (a)스크래치에 의해 손상된 영상 (b) 블로치에 의해 손상된 영상
 Fig. 1. Examples of degraded image: (a) example of degraded image by scratch (b) example of degraded image by blotch.

보존뿐만 아니라 복원 과정이 요구된다.

일반적으로 오래된 TV 및 영화 데이터는 플릭(flick), 더스트(dust), 스크래치(scratch) 등의 다양한 요인에 의해 손상이 된다. 이 중 스크래치와 블로치(blotch)는 가장 빈번히 발생하는 손상요인이다. 따라서 이들의 복원이 중요하다. 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, 머리카락, 화학약품 등에 의해 발생하며, 불규칙적인 형태와 크기를 가진다.

현재까지 이러한 손상요인들을 제거하기 위한 전통적인 방법은 사람의 수작업을 필요로 하거나 특정 손상요인만을 처리하는 등의 한계를 가진다. 또한 특정 시스템 환경에서만 동작을 해야 되는 등의 제약 때문에 고가의 장비를 필요로 한다(<http://www.davsys.com/>). 이를 해결하기 위해 영상처리 기술들을 이용한 방법들이 개발되었다^[1, 3~10]. 이 중 가장 많이 사용하는 방법은 보간법 (Interpolation)과 인페인팅 (Inpainting)이다. Interpolation을 이용한 복원 방법으로는 Joyeux *et al.*^[3], 김경태^[4], P. Schallauer *et al.*^[5], A. C. Kokaram,^[6] 등이 있으며, inpainting을 이용한 복원 방법으로는 L. D'Amorea,^[8] Yang-Ta Kao^[9], Seong-Whan Kim^[10] 등의 방법이 있다. 보간법을 이용한 접근법은 손상된 정보와 가까운 주변 정보를 이용하여 복원한다. 이 접근법은 스크래치에 의해 손상된 영역을 복원하는 데에

는 효율적이지만, 손상된 영역의 폭이 넓거나 불규칙적이고 다양한 크기의 손상된 영역, 즉 블로치에 적용할 경우, 블러링(blurring) 현상이 발생하게 된다. 인페인팅을 이용한 접근법은 지정된 영역의 외곽선 정보를 바탕으로 영역의 내부 정보를 반복적으로 채우는 것으로 손상된 영역의 topology에 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. 하지만 이러한 방법은 스크래치와 같이 손상된 영역의 폭이 매우 작은 영역을 복원할 경우, 주변의 손상된 정보를 계속 사용함으로써 인해 부정확한 복원 결과를 생성할 수 있다. 이를 보정하기 위해서는 연속된 프레임에서의 모션정보를 이용하거나, 사람의 수작업을 필요로 한다.

지금까지 영화 복원에 주로 사용된 기술들은 손상영역의 특성에 기반을 두어 복원 알고리즘을 선택하였다. 따라서 다양한 종류의 요인에 의해 손상된 영역을 복원하는데 일반적으로 적용되기에는 문제가 있다.

따라서 본 논문에서는 다양한 요인에 의해 손상된 영화 필름 데이터를 자동으로 복원할 수 있는 유전자 알고리즘 기반의 복원 방법을 제안한다. 제안된 방법에서 영상의 복원은 Bayesian 접근법에서 사후확률 최대화 기준 (Maximum a Posteriori: MAP framework)을 사용하여 정형화 된다. 따라서 복원은 사후에너지 함수의 최소화로 표현되고, 이 때 정의된 에너지 함수는 분산 유전자 알고리즘에 의해 최소화 된다. 유전자 알고리즘은 복잡한 해 공간을 가지는 최적화 문제를 다루는 데 효율적인 알고리즘이다. 제안된 시스템에서 각 염색체는 컬러 특징벡터로 이루어지고 하나의 화소에 할당된다. 염색체들은 초기화 후, 종료조건에 부합될 때까지 선택, 교접, 돌연변이를 반복 수행하여 진화한다. 이러한 과정을 통해 염색체의 컬러는 안정적인 해로 수렴이 되고, 이 때 얻어진 컬러 결과가 복원 결과로 간주된다.

제안된 방법을 평가하기 위해서 오래된 영화 데이터로부터 스크래치 및 블로치에 의해 손상된 175장의 영상과 인위적으로 손상된 100장의 영화 데이터를 가진 실험을 수행하였으며 그 결과를 기존의 방법들과 비교하였다. 실험 결과는 제안된 방법이 스크래치 및 블로치 데이터를 복원하는데 기존의 방법보다 더 우수하다는 것을 보여주었다.

II. 영화 복원 문제 정의

$S = \{S_s\}$ 는 $M_1 \times M_2$ 의 2차원 필드(field)이고, 원소 S_s 는

위치 S 에 대응하는 임의의 영상 화소의 인덱스를 나타낸다. 이 때, Y 는 S 상에서 정의된 관측 영상이다. 그리고 $X=(X_s)$ 는 S 상에 정의된 컬러 필드로써, X_s 는 RGB 컬러 공간에서 하나의 컬러 값을 가진다. $\Gamma=(\eta_s)$ 은 이웃 시스템(neighborhood system)으로, 요소 η_s 은 각 사이트 s 에 인접한 화소들의 집합을 나타낸다.

복원 영상 X 는 다음의 마르코프 특성을 만족하기 때문에, 본 논문에서 X 는 마르코프 랜덤 필드 (Markov random field: MRF)를 사용하여 모델화한다.

$$P(X_s = x_s, X_q = x_q, s \neq q) = P(X_s = x_s, X_q = x_q, q \in \eta_s)$$

변수 x 를 X 의 실현(realization)이라 할 때, 영화복원은 주어진 y 로부터 x 를 추정하는 것으로 정형화된다. 본 논문에서는 최적의 x 를 추정하기 위해 MAP을 사용한다. 따라서 복원 문제는 현재프레임, y^c 와 이전프레임, y^p 의 고정된 입력 값 $y=(y^c, y^p)$ 에 대해 최대의 사후확률을 가지는 x 를 찾는 것으로 식 (1)과 같이 표현된다.

$$x = \arg \max_x P(X=x | Y=y = (y^c, y^p)) = \arg \max_x \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \quad (1)$$

확률 $P(y)$ 는 상수이기 때문에, 식 (1)은 아래와 같이 간단히 표현되어진다.

$$x \propto \arg \max_x P(y|x)P(x) \quad (2)$$

식 (2)에서 사후확률은 우도 함수 (likelihood function), $P(y|x)$ 와 사전확률 (prior probability), $P(x)$ 로 구성되어 있다.

사전확률 $P(x)$ 는 아래의 Gibbs 분포를 갖는다.

$$P(x) = \exp(-U(x)) = \exp\left[-\alpha \sum_{c \in C} S_c(x)\right] \quad (3)$$

여기서 C 는 모든 가능한 클릭(cliques)들의 집합을 나타낸다. $U(x)$ 는 모든 가능한 클릭상에서의 포텐셜 함수 (potential function) $S_c(x)$ 의 합으로, 사전에너지 함수 (prior energy function)로 불린다. 제안된 모델에서는 간결하고 계산처리속도를 줄이기 위하여 오직 두 쌍의 클릭에 대응하는 포텐셜 함수 값만이 0이 아닌 값을 가진다고 가정한다.

이때, 본 논문에서는 $S_c(x)$ 를 위해 다음의 Geman에

의해 정의된 포텐셜 함수를 사용한다^[1].

$$S_c(x) = \left(1 + \left|\frac{x_s - x_t}{\delta}\right|\right)^{-1} \quad (4)$$

여기에서 x_s 는 영상 사이트 s 에서의 컬러 값을 나타내고 x_t 는 x_s 의 클릭상의 한 화소를 나타낸다. 이때, $S_c(x)$ 는 임의의 클릭상의 두 점이 유사한 값을 가질 경우 더 작아진다. 따라서 인접한 화소의 값 컬러 값을 유사하게 만들도록 하는 스무딩 (smoothing) 역할을 한다.

우도함수 $P(y|x)$ 는 추정된 영상이 이전 영상과 유사도를 비교한 것으로 다음과 같이 정의되어진다.

$$P(y|x) = \exp(-V(y|x)) \quad (5)$$

$$V(y|x) = \alpha^c \sum_{s \in S} \left(1 + \left|\frac{x_s - y_s^c}{\delta^c}\right|\right)^{-1} + \alpha^p \sum_{s \in S} \left(1 + \left|\frac{x_s - y_s^p}{\delta^p}\right|\right)^{-1} \quad (6)$$

여기에서 y_s^c 와 y_s^p 는 각각 현재 프레임과 이전프레임의 관측영상에서 사이트 s 에 대응하는 화소에서의 컬러 값을 나타낸다. 그리고 파라미터 a, a^c, a^p 와 $\delta, \delta^c, \delta^p$ 는 실험에 의해서 정의된다.

얻어진 우도함수 $P(y|x)$ 와 사전 확률 $P(x)$ 를 식(2)에 대입 한 후, log함수를 취하면 MAP은 사후 에너지 함수, E 의 최소화 문제로 정형화 된다.

$$x \propto \arg \max_x P(y|x)P(x) \propto \arg \max_x \exp(-V(y|x)) \exp(-U(x)) \propto \arg \min_x (V(y|x) + U(x)) \propto \arg \min_x \left(\alpha \sum_{c \in C} \left(1 + \left|\frac{x_s - x_t}{\delta}\right|\right)^{-1} + \alpha^c \sum_{s \in S} \left(1 + \left|\frac{x_s - y_s^c}{\delta^c}\right|\right)^{-1} + \alpha^p \sum_{s \in S} \left(1 + \left|\frac{x_s - y_s^p}{\delta^p}\right|\right)^{-1} \right) \quad (7)$$

$E, \text{사후에너지함수}$

이 때, 계산의 복잡도를 줄이기 위해서, 다음의 가정을 사용한다.

$$P(y|x) = P(y_1, y_2, \dots, y_{M_1 \times M_2} | x_1, x_2, \dots, x_{M_1 \times M_2})$$

$$= \prod_{i=1}^{M_1 \times M_2} P(y_i | x_i)$$

즉, 각 화소에서의 우도함수는 서로 독립적이라고 가정을 하였다. 또한, 개별 화소에서의 클릭을 ρ_s 라고 할 때, 모든 가능한 클릭의 집합 C 는 모든 화소에서의 ρ_s 의 합집합과 같으므로, 사전에너지 함수는 각 화소 s 에서의 포텐셜 함수의 합으로 표현될 수 있다. 즉,

$$\sum_{c \in C} S_c(x) = \sum_{s=1}^{M_1 \times M_2} \sum_{c \in \rho_s} S_c(x_s)$$

따라서 식 (7)의 사후에너지 함수 E 는 각 화소에서의 local energy, E_s 의 합으로 표현될 수 있다.

$$E = \sum_{s=1}^{M_1 \times M_2} E_s = \sum_{s=1}^{M_1 \times M_2} \left(\alpha \sum_{t \in \rho_s} \left(1 + \left| \frac{x_s - x_t}{\delta} \right| \right)^{-1} + \alpha^c \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^c}{\delta^c} \right| \right)^{-1} + \alpha^p \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^p}{\delta^p} \right| \right)^{-1} \right) \quad (8)$$

III. 분산 유전자 알고리즘(DGA)을 이용한 최적화

본 논문에서 사후에너지 함수의 최소화는 분산 유전자 알고리즘 (distributed genetic algorithm: DGA)을 사용하여 독립적으로 진화하는 염색체의 모집단에 의해 수행된다. 각 염색체는 컬러 특징벡터로 이루어지고 하나의 화소에 할당된다. 염색체들은 초기화 후, 종료조건에 부합될 때까지 선택, 교접, 돌연변이를 반복 수행하여 진화한다. 이러한 과정을 통해 염색체의 컬러는 안정적인 해로 수렴이 되고, 이 때 얻어진 컬러 결과가 복원 결과로 간주된다. 이러한 복원 과정이 그림 2에 보인다.

이때, 연산 시간을 줄이기 위해서 제안된 복원 알고리즘을 주어진 영상의 모든 화소에 대해 적용하는 것이 아니라, 실제 손상된 화소에 대해서만 적용하도록 한다. D_t 는 다음과 같이 정의되는 이진 영상이다.

$$D_t(s) = \begin{cases} 1: & (s) \text{는 손상된 영역} \\ 0: & (s) \text{는 비손상영역} \end{cases}$$

영상 D_t 에 대해 연결성분 분석을 수행하여 발생하는 각 손상된 영역을 $R = \{ R_1, R_2, \dots, R_n \}$ 라고 하자. 제

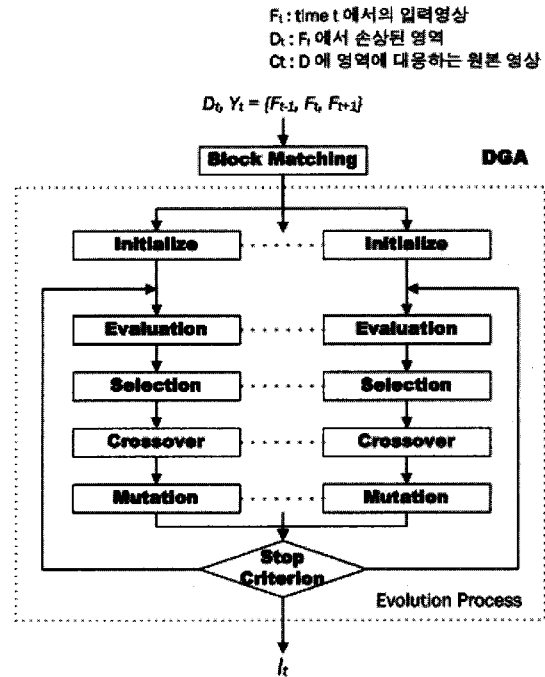


그림 2. 복원 알고리즘의 개관
Fig. 2. Outline of restoration algorithm.

안된 방법은 손상된 영역에 대해서만 수행되므로, 각 손상영역, R_i 에서의 에너지 함수, E 는 다음과 같이 정의된다.

$$E(R_i) = \sum_{s \in R_i} \left(\alpha \sum_{t \in \rho_s} \left(1 + \left| \frac{x_s - x_t}{\delta} \right| \right)^{-1} + \alpha^c \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^c}{\delta^c} \right| \right)^{-1} + \alpha^p \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^p}{\delta^p} \right| \right)^{-1} \right) \quad (9)$$

1. 염색체

염색체 $C_s = (R_s, G_s, B_s)$ 는 화소 s 에 할당되고, 이는 이진화 코드 기법을 이용하여 코드화 된다.

각 염색체는 주어진 문제에 얼마나 적합한 해인지를 나타내기 위해 적합도 값을 가진다. 본 논문에서는 local energy ($-E_s$) 에 적합도 함수를 사용한다.

$$E_s = \alpha \sum_{t \in \rho_s} \left(1 + \left| \frac{x_s - x_t}{\delta} \right| \right)^{-1} + \alpha^c \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^c}{\delta^c} \right| \right)^{-1} + \alpha^p \left(1 + \left| \frac{x_s - y_s^p}{\delta^p} \right| \right)^{-1}$$

여기서 y_s^c 와 y_s^p 는 block matching algorithm을 이용하여 얻어진다.

적합도를 최대화하기 위하여 염색체는 선택, 교접, 돌연변이 연산들의 반복수행을 통해 진화한다. DGA에서 이 연산자들은 전체 모집단이 아니라, 인접한 염색체들로 구성된 지역 모집단 상에서 동작한다. 본 논문에서, C_s 의 지역 모집단은 화소 s 를 중심으로 하는 $W_1 \times W_2$ 윈도우 내에 할당된 염색체들로 구성된다. 이 윈도우의 사이즈는 염색체의 모집단의 크기를 결정하는 것으로, 손상요인의 형태, 스크래치 혹은 블로치에 따라 그 크기가 결정되며, 실험적으로 결정된다.

2. 진화과정

염색체들은 랜덤 값에서 시작한 후, 종료조건을 만족할 때까지 진화한다. 이 때, 사용된 유전 연산자들과 종료조건은 아래와 같다.

선택 : 룰렛-휠 선택(Roulette Wheel Selection)을 사용한다^[2].

교배 : 지역 모집단에서 임의의 염색체를 선택하고, 현재의 염색체를 이웃과 재구성을 한 후, 현재의 염색체를 생성된 두 자손 중의 하나와 교환한다. 생성된 새로운 2개의 염색체중 하나가 임의로 선택된다.

돌연변이 : 현재 염색체에서 임의로 gene이 선택되고, 대응하는 값은 다음의 식에 의해 수정된다.

$$C_s(i)' = C_s(i) - \sigma_i \times N(0,1)$$

여기서, $C_s(i)$ 는 염색체 C_s 의 i 번째 gene이고, $C_s(i)'$ 는 돌연변이에 의해 변형된 gene이다. 그리고 α 은 i 번째 gene의 step-size이고, $N(0,1)$ 은 정규 분포를 나타낸다.

종료 조건 : 진화 과정은 최대 반복횟수에 도달하거나 혹은 안정도 기준에 일정한 횟수 이상 도달하였는지에 따라 정의된다. 안정도 기준을 위해서는 먼저 DF 가 정의되어야 하는데, 이는 다음과 같다.

$$DF = \frac{\sum_{s \in R_i} (E_s(t) - E_s(t-1))}{\sum_{s \in R_i} D(s)}$$

이때, 분모는 영역 R_i 의 1차 모멘트로, 손상된 영역의 크기를 나타낸다. 이 DF 값이 경계 값 θ 보다 클 경우 안정도 기준에 도달하는 것으로 간주한다. 이렇게 안정도 기준에 접근하는 횟수가 k 번 이상이면 염색체의 컬러 값이 충분히 수렴되었다고 간주하고 진화과정을 종료한다.

IV. 실험 결과

제안된 방법은 Window XP 환경에서 MS Visual C++를 사용하여 구현하였다. 이때 스크래치의 경우 모집단(population)은 현재 프레임에서 27개의 개체로 구성되고, 블로치의 경우 이전 프레임에서 9개와 현재 프레임에서 9개로 총 18개의 개체로 구성이 된다. 분산 유전자 알고리즘의 교접확률은 0.5, 돌연변이확률은 0.01로 정의 된다. 마지막으로 종료 조건을 위하여 최대 반복세대수는 500번이고, 안정도 기준 값은 0.05로 안정도 도달 횟수는 5로 고정되었다.

제안된 필름 복원 방법은 손상된 영역을 수동으로 입력하여 실험하였고, 효율성을 증명하기 위해서 다양한 영상에서 실험이 이루어졌으며, 그 결과는 기존의 방법들과 비교 분석 되었다. 영화 데이터로 오래된 영화인 "Knight", "Sit-down", "afrique du sud", "Avant tierce" 등이 사용되었고, "Titanic"에 인위적으로 스크래치와 블로치를 추가하여 실험영상으로 사용하였다. 이러한 데이터들은 다양한 스크래치와 블로치 등을 가지고 있다. 그리고 비교분석을 위해 채택된 방법들은 Interpolation을 이용한 방법 중의 하나인 Joyeux *et al.* Inpainting을 이용한 대표적인 방법인 Seong-Whan Kim *et al.*을 선택했다.

1. 인위적으로 손상된 영역의 복원 결과

제안된 복원 방법의 정확성을 객관적으로 증명하기 위해서는 인위적으로 생성된 스크래치와 블로치를 가지는 영상에 적용되어야 한다. 이를 위해 "Titanic"에 인위적으로 스크래치와 블로치를 생성한 프레임을 복원한 결과 프레임(I)과 손상되지 않은 원본 프레임(O)의 차이의 합을 구한 후 손상영역의 크기로 평균을 구한다. 이는 다음과 같다.

$$error = \frac{\sum_{s \in R_i} (I_s - O_s)}{\sum_{s \in R_i} D(s)}$$

그림 3, 4는 인위적으로 스크래치와 블로치에 의해 손상된 영상의 복원 결과이다. 그림 3(a), 4(a)는 영화 "Titanic"의 원 영상을 보여준다. 그때 그림 3(b), 4(b)는 Interpolation 방법을 이용한 결과이고, 그림 3(c), 4(c)는 Inpainting 방법을 이용한 결과이며, 그림 3(d), 4(d)는 제안된 방법을 이용한 결과이다.

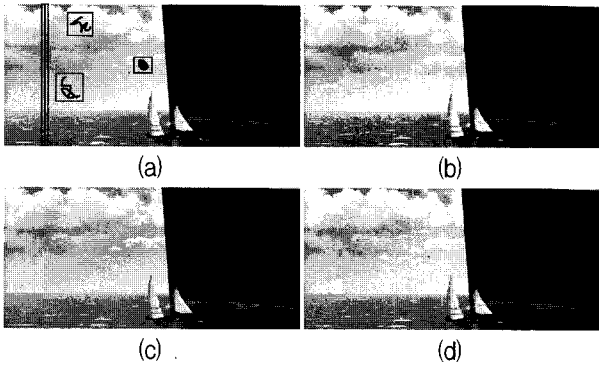


그림 3. 인위적인 손상요인 복원의 예: (a) 원본 (b) Interpolation을 이용한 결과 (c) Inpainting을 이용한 결과 (d) 제안된 방법을 이용한 결과

Fig. 3. Example of restored results of synthetic data: (a) original image (b) Example of Interpolation (c) Example of Inpainting (d) Example of proposed method

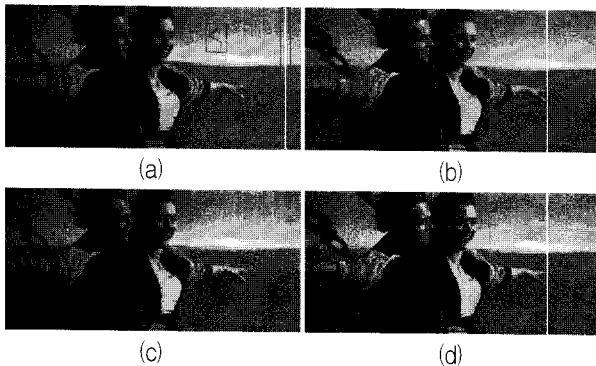


그림 4. 인위적인 손상요인 복원의 예: (a) 원본 (b) Interpolation을 이용한 결과 (c) Inpainting을 이용한 결과 (d) 제안된 방법을 이용한 결과

Fig. 4. Example of restored results of synthetic data: (a) original image (b) Example of Interpolation (c) Example of Inpainting (d) Example of proposed method.

그림에서 보이듯이, "Titanic"에 대한 복원 결과 시각적으로 비교하였을 3가지 방법 모두 좋은 결과를 가져왔다. Interpolation을 방법을 이용한 결과는 다른 복원 방법들과 다르게 블로치와 같은 손상요인에서 블러링 효과가 나타났다. 그러나 Inpainting 방법과 제안된 방법을 이용한 복원결과에서는 블러링 효과가 나타나지 않았다.

표 1은 인위적으로 스크래치와 블로치를 생성한 100장의 프레임에 대해 Interpolation 방법과 Inpainting 방법과 제안된 방법의 복원된 결과에 대해 평균 복원 오차율을 결과이다.(소수점 셋째짜리에서 반올림 하였다.)

표 1에서 나타나듯이 평균 복원 오차율에서는 제안

표 1. 복원 오차율

Table 1. The Error of restoration.

단위 : m/s

	Interpolation	Inpainting	DGA
scratch	2.634	30.192	11.956
blotch	26.127	66.177	14.873
average	16.918	52.202	13.677

된 방법은 스크래치에서는 Interpolation 방법보다 평균 복원 오차율이 높았고, 블로치에서는 다른 방법들보다 좋은 결과를 보였다. 스크래치와 블로치 모두 합한 복원 오차율은 제안된 방법이 다른 방법들보다 좋은 결과를 보였다.

2. 오래된 영상에서 손상된 영역의 복원 결과

그림 5는 스크래치 복원 결과이다. 그림 5(a)는 영화 "Knight"와 "Sit-down"에 원 영상을 보여준다. 그 때 그림 5(b)는 Interpolation 방법을 이용한 복원 결과이고, 그림 5(c)는 Inpainting 방법을 이용한 복원 결과이며, 그림 5(d)는 제안된 방법을 이용한 결과이다.

그림에서 보이듯이, "Knight"에 대한 복원 결과에는 3가지 방법 모두 좋은 성능을 보이고 있다. 하지만 "Sit-down"의 경우 3가지 방법의 결과에는 차이가 보였다. 그림 6에서 보이듯이, Inpainting 방법을 이용하여 복원한 경우 블러킹 현상이 심각하게 나타났다. 특히 영역 경계부분에서는 두 정보의 블러링이 심해져서 윤곽선 정보를 훼손하고 있다.

그림 6은 블로치 복원 결과이다. 그림 6(a)는 영화

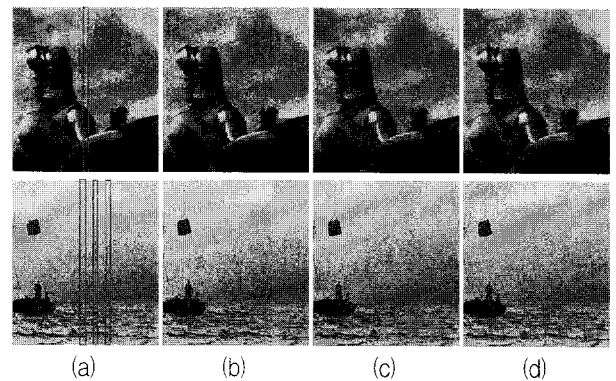


그림 5. 스크래치 복원의 예: (a) 원본 (b) Interpolation을 이용한 결과 (c) Inpainting을 이용한 결과 (d) 제안된 방법을 이용한 결과

Fig. 5. Example of restored results of scratch: (a) original image (b) Example of Interpolation (c) Example of Inpainting (d) Example of proposed method.

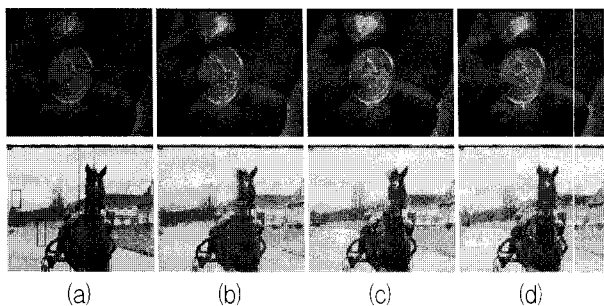


그림 6. 스크래치 복원의 예: (a) 원본 (b) Interpolation을 이용한 결과 (c) Inpainting을 이용한 결과 (d) 제안된 방법을 이용한 결과

Fig. 6. Example of restored results of scratch: (a) original image (b) Example of Interpolation (c) Example of Inpainting (d) Example of proposed method.

“afrique du sud”와 “avant tierce”의 원 영상이다. 그림 6(b)는 Interpolation 방법을 이용한 복원 결과를 보여주고, 그림 6(c)는 Inpainting 방법을 이용한 복원 결과를 보여준다. 마지막으로 그림 6(d)는 제안된 방법을 사용하여 복원한 결과이다. 그림에서 보이듯이 제안된 방법이 가장 복원결과를 보여준다. 기존의 방법을 사용한 경우, 그림 6(c)와 같은 경우 물체에 경계부분이 아닌 영역은 복원이 잘 됐지만 물체의 경계부분이 포함 되는 영역에서는 블러링 효과가 나타났다.

일반적으로 스크래치에 의해 손상된 영역의 형태는 가늘고 긴 형태로 연속적인 프레임에 규칙적으로 나타나는 반면, 블로치에 의해 손상된 영역은 임의의 크기로 불규칙적으로 발생한다. Interpolation 방법을 이용한 복원방법은 최근접 화소 보간법을 이용하여 스크래치의 가로선에 대한 보간된 픽셀 값을 구하고, 이를 통해 Interpolation 방법으로 스크래치 영역을 복원한다. 그러므로 스크래치와 같은 요인에 의해 손상된 영역을 복원하는 데에는 좋은 결과를 가져올 수 있지만 블로치와 같이 임의의 크기에 의해 영역이 손상되어졌을 경우에는 그림 6(b)와 같이 영상내 경계면 부근에서 좋은 결과를 보이지 못한다.

Inpainting 방법은 손상된 영역의 정보를 채우기 위해 남아있는 주변 영역으로부터 값을 추측해 나가면서 채워가는 형태로 외곽에서 부터 공간을 채우기 때문에 손상된 영역의 길이가 큰 경우 문제가 발생한다. 즉, 스크래치의 경우 긴 형태로 발생하기 때문에 손상 영역의 모든 주변을 이용하여 복원하는 Inpainting 방법의 경우 현재 영역을 복원하기 위해 주변의 오염된 정보를 계속

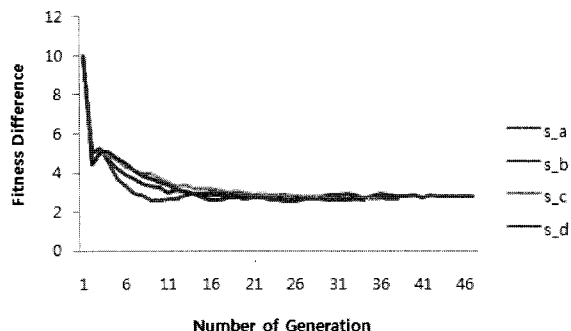


그림 7. 스크래치 복원에 필요한 세대수
Fig. 7. Scratch restore required to generation number.

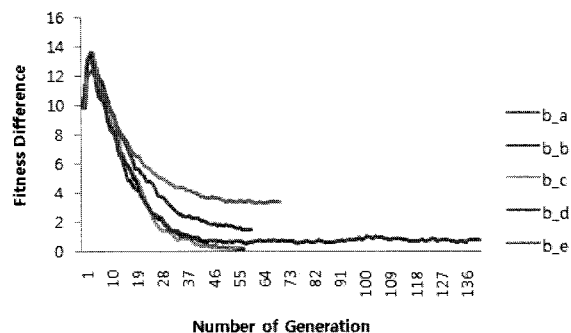


그림 8. 블로치 복원에 필요한 세대수
Fig. 8. blotch restore required to generation number.

사용하는 재귀적인 문제가 발생한다. 이러한 기존의 방법과는 달리 제안된 방법을 이용한 복원 방법은 그림 5(d), 6(d)와 같이 스크래치와 블로치와 같은 다양한 오염종류에 영향을 받지 않고 손상된 영역에서 좋은 복원 결과를 얻었다.

그림 7과 8은 그림 5와 6의 손상영역을 복원하는 데에 필요한 세대수와 각 세대별 안정도에 관한 그래프이다. 그림 8은 스크래치 복원에 필요한 세대수로 세대수가 증가함으로써, 에러율이 감소하고 일정한 세대수를 지나게 되면 수렴을 하고 있다는 것을 보여준다. 그러나 그림 8에서 블로치 복원에 필요한 세대수 그래프는 수렴을 하지만, 세대수의 차이가 발생하였다. 이는 스크래치와 블로치의 특징에 대한 차이로 스크래치는 손상된 영역이 일정하지만 블로치의 경우 손상된 영역이 불규칙하기 때문에 스크래치는 평균적으로 88번의 세대수를 필요로 하고, 블로치의 경우 평균적으로 92번의 세대 후에 수렴한다.

제안된 방법은 각 화소를 복원하기 위해 DGA를 사용하여 복원한다. 따라서 제안된 방법의 수행시간은 손상된 영역의 크기에 영향을 받는다.

표 2, 3은 그림 5와 6에서 다양한 크기의 손상 영역

표 2. 그림 6에서 스크래치 영역의 복원 시간
Table 2. Restoration time of scratch regions for fig. 6.

단위 : m/s

	Evaluation	Selection	Crossover	Mutation
s_a	360	31	15	15
s_b	546	94	46	0
s_c	486	79	46	0
s_d	470	80	45	15

표 3. 그림 7에서 블로치 영역의 복원 시간
Table 3. Restoration time of blotch regions for fig. 7.

단위 : m/s

	Evaluation	Selection	Crossover	Mutation
b_a	266	93	15	0
b_b	627	202	63	0
b_c	202	45	63	0
b_d	624	79	111	48
b_e	2627	608	313	111

에 따라 한 세대별 각 유전 연산자에 걸리는 시간을 보여준다. 세대간 평균 시간을 세대에 곱하면, 스크래치와 블로치 영역을 복원하는 데에 각각 평균적으로 0.7769(sec)의 시간과 0.59(sec)의 시간이 필요하다는 것을 알 수 있다.

그림 3~8와 표 2, 3에서 알 수 있듯이 제안된 방법은 기존의 방법과 시각적으로 비교하였을 때 보다 정확하게 손상된 정보를 복원할 수 있었다. 결과적으로 실험결과는 제안된 방법이 보다 빠르고 정확하게 손상된 정보를 복원할 수 있으며, 또한 실제 영화복원에 적용될 가능성을 가지고 있음을 보여준다.

IV. 결 론

본 논문에서는 다양한 요인에 의해 손상된 영역을 자동으로 복원하기 위하여 분산 유전자 알고리즘을 이용한 복원 방법을 제안한다. 제안된 복원 방법의 정확성을 객관적으로 증명하기 위해서는 인위적으로 생성된 스크래치와 블로치를 가지는 영상과 영화 데이터로 오래된 영상에 대해 실험하였다. 기존의 방법과 비교한 결과 제안된 방법이 다양한 종류에 손상된 영역을 복원하는데 강건하며, 효율적이라는 것을 증명하였다.

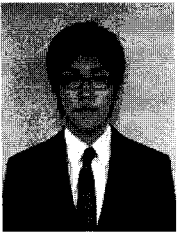
참 고 문 헌

[1] S. Geman et al., "A nonlinear filter for the film

restoration and other problems in image processing," *Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, pp. 281 - 289, July 1992.

- [2] P. Andrey and P. Tarroux, "Unsupervised Image Segmentation using a Distributed Genetic Algorithm," *Pattern Recognition*, Vol.27, pp.659-673, May 1994.
- [3] L. Joyeux, S. Boukir and B. Besserer, "Film line scratch removal using Kalman filtering and Bayesian restoration," in *Proc. of IEEE WACV2000*, pp. 8-13, Palm Springs, USA, Dec 2000.
- [4] 김경태, 고은정, 김은이. "공간적인 정보 기반의 디지털 필름 스크래치 복원," *한국컴퓨터종합학술대회 논문집*, 제34권, 제1호(c), 454-459, 2007년 3월.
- [5] P. Schallauer, A. Pinz and W. Hass, "Automatic restoration algorithms for 35mm film," *Journal of Computer Vision Research*, Vol. 1, no. 3, Summer, 1999.
- [6] A. C. Kokaram, "Detection and removal of line scratches in degraded motion picture sequences," *Signal Processing*, Vol. 1. pp. 5-8, September 1996.
- [7] V. Bruni, D. Vitulano, "A generalized model for scratch detection," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, no.1, pp. 44-50, Jan 2004.
- [8] L. D'Amorea, L. Marcellinoa, A. Murli. "Image sequence inpainting: Towards numerical software for detection and removal of local missing data via motion estimation," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 198, no. 2, pp. 396 - 413, January 2007.
- [9] Yang-Ta Kao, Shih, T.K., Hsing-Ying Zhong, Liang-Kuang Dai, "Scratch Line Removal on Aged Films," *International Symposium on Multimedia*, pp. 147-151, 2007.
- [10] Seong-Whan Kim and Ki-Hong Ko. "Efficient Optimization of Inpainting Scheme and Line Scratch Detection for Old Film Restoration," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol 4099, pp. 623-631, 2006.

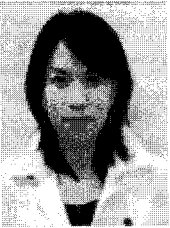
저 자 소 개



김 병 근(학생회원)
 2007년 한국교육개발원 학사취득
 2008년~건국대학교 신기술융합
 학과 iIT전공 석사과정
 재학중
 <주관심분야 : 영상처리, 패턴인
 식, 컴퓨터 비전>



김 경 태(학생회원)
 2007년 건국대학교 컴퓨터 정보통
 신공학과 석사 졸업.
 2007년~건국대학교 신기술융합
 학과 iIT박사 재학
 <주관심분야 : 영상처리, 패턴인
 식, 컴퓨터 비전>



김 은 이(정회원)
 2001년 경북대학교 컴퓨터 공학과
 석사 졸업.
 2000년 경북대학교 컴퓨터 공학과
 박사 졸업.
 2002년~건국대학교 신기술융합
 학과 부교수

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 사용자 인
 터페이스, 디지털 콘텐츠, 생체인증시스템, 지능형
 로봇 및 휠체어>