

Isophote 제약조건을 사용한 유전자 알고리즘 기반의 효율적인 오류 은닉

문채현^o 김종배 이경미 김항준
경북대학교 컴퓨터공학과 인공지능연구실
(chmoon^o, kjblove, kmlee, kimhj)@ailab.knu.ac.kr

Efficient Error Concealment using Genetic Algorithms with Isophote Constraint

Chae-Hyun Moon^o Jong-Bae Kim Kyung-Mi Lee Hang-Joon Kim
Dept. of Computer Engineering, Kyungpook National University

요약

본 논문은 isophote 제약조건을 사용한 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms) 기반의 효율적인 오류 은닉 방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 오류 블록을 경계선 정합 알고리즘(Boundary Matching Algorithm)을 사용하여 오류 블록의 주변과 가장 유사한 블록을 이전 프레임에서 찾아 교체한 후, isophote를 제약조건으로 가진 유전자 알고리즘을 사용하여 교체된 오류 블록을 재구성 하는 것이다. Isophote들은 영상에서 일정한 밝기 값을 가지는 곡선들로, 본 논문에서는 비디오 통신 시 화질을 개선하기 위해, 전송 오류에 의해 끊어진 isophote들을 부드럽게 연결한다. 끊어진 isophote들을 연결하기 위해, isophote를 제약조건으로 가진 적합도 함수를 최소화 하는 퍽셀 값을 유전자 알고리즘을 사용하여 추정하고, 그 값을 isophote 방향으로 투영한다. 실험 결과, 제안된 방법이 다른 오류 은닉 방법 보다 좀 더 화질을 개선시킬 수 있다.

1. 서론

최근, 무선 채널을 통한 비디오 통신의 수의 급격한 증가로 화상 회의, 이동 통신 등이 중요한 서비스가 되었다 [1-3]. 그리고, 무선 비디오 통신 시 전송률을 줄이기 위해, 많은 애플리케이션에서 JPEG나 MPEG 같은 블록 기반 비디오 코딩 기술들이 널리 사용되어 왔다 [3-5]. 그러나, 현재 무선 채널은 비디오 통신을 위한 서비스의 질을 보장하지 못하므로, 블록 기반으로 인코딩된 비디오를 무선 채널을 통하여 전송할 때, 전송 오류나 채널 혼잡에 의해 데이터 블록을 잃어 버릴 수 있다 [3]. 따라서, 믿을 수 있는 비디오 통신을 위해 비트 오류의 영향을 완화시키는 기술들이 필요하게 된다. 지금까지 ARQ(Automatic Retransmission on request)와 FEC(Forward Error Correction) 같은 기술 등 다양한 방법들이 개발되어 왔다 [4]. 그러나, 이 기술들은 데이터의 재전송을 요구함으로써 채널의 혼잡을 더 악화 시켜서 더 많은 데이터를 잃어버리는 원인이 될 수 있다 [4]. 다른 방법은 데이터에 대한 어떤 사전지식을 사용하여 오류를 숨기는 방법으로 잃어버린 블록을 복원하는 오류 은닉 기술이 있다. 이 기술은 데이터를 완벽하게 복원하지 못하지만 ARQ나 FEC 기술에 의해 고쳐지지 않는 오류를 전송 대역폭을 증가시키거나 코딩 방법을 변경하지 않고도 복원할 수 있다.

최근 문헌들에서 이전 프레임 블록 대체(Temporal Block Substitution), 인접 블록 평균(Neighborhood Block Averaging) 그리고 경계선 정합 알고리즘(Boundary Matching Algorithms) 같은 많은 오류 은닉 기술들이 제안되어져 왔다 [4]. 그러나, 언급한 방법들은 영상의 에지나 외곽선 그리고 세밀한 텍스처를 자주

블러링 시킨다. 특히, 경계선 정합 알고리즘은 실제 영상의 움직임을 고려하지 않기 때문에 영상들의 움직임이 복잡한 부분에 있어서는 블록의 경계선 부분에서 상당한 화질의 저하를 가져올 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 먼저, 오류 블록을 경계선 정합 알고리즘을 사용하여 오류 블록의 주변과 가장 유사한 블록을 이전 프레임에서 찾아 교체한 후, 교체된 블록의 화질을 개선하기 위해, 인접한 블록들에서 추출된 isophote 정보를 사용하여 유전자 알고리즘으로 블록 내의 isophote를 재구성하는 방법을 제안한다. 여기서, Isophote는 같은 밝기 값을 가지는 곡선으로 영상을 표현하는 것과 달리 명암에 변하지 않고 완벽하게 영상을 표현할 수 있고, 영상의 회전이나 이동 그리고 단조로운 밝기 변화에 변화하지 않는 속성을 가지고 있다 [6, 7]. 제안된 방법에서 영상은 일정한 퍽셀 값의 연결 성분들에 기반한 isophote들로 분해된다고 생각한다. 본 논문에서는 교체된 블록의 화질을 개선하기 위해, 전송 오류로 끊어진 isophote들을 유전자 알고리즘을 사용하여 부드럽게 연결한다. 추가적으로, 유전자 알고리즘은 큰 해 공간 전역에서 최적 해를 찾을 수 있고, 도메인에 독립적이며, 비 선형적이고 강건한 특징이 있다 [1, 8]. 실험 결과, 제안된 방법은 오류 블록의 에지나 텍스처 같은 주변 정보를 잘 유지시킴으로써, 다른 오류 은닉 방법 보다 좀 더 효율적으로 화질을 개선시킬 수 있다.

2. 제안된 오류 은닉 방법

그림 1은 제안된 방법의 개요를 보여준다. 입력은 오류 블록

들을 가진 현재 프레임과 오류가 없는 이전 프레임이고, 출력은 오류 블록들이 은닉된 현재 프레임이다.

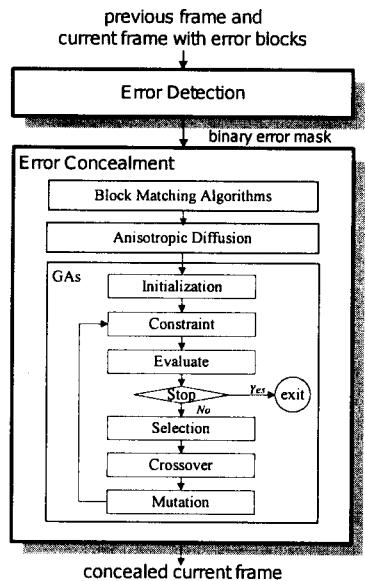


그림 1. 제안된 방법의 블록 다이어그램.

제안된 방법은 오류 검출과 오류 은닉 두 단계로 이루어진다. 오류 검출 단계에서 오류 블록들은 현재 프레임의 블록과 일치하는 이전 프레임의 블록 사이에서 색깔(Color)과 색조의 명암(Chrominance Contrast)의 차이로 검출한다. 오류 은닉 단계에서는 오류 블록들을 경계선 정합 알고리즘에 의해 교체한 후, 실제 물체의 빠른 움직임이나 변형으로 생긴 블록의 어긋남을 줄이기 위해, isophote를 제약조건으로 가진 유전자 알고리즘으로 재구성한다.

2.1 오류 검출

이 단계는 한 프레임에서 오류 블록들을 검출하는 단계이다. 입력은 오류 블록을 가진 현재 프레임과 오류가 없는 이전 프레임이고, 출력은 오류 블록들이 표시된 이진 마스크이다. 오류 블록은 현재 프레임의 블록과 일치하는 이전 프레임의 블록 사이에서 퍽셀 값의 차이로 현재 프레임에서 검출된다. 그림 2는 오류 블록을 가진 영상의 예를 보여준다.

입력 프레임은 블록 단위로 처리되는데, 각 블록은 블록의 색깔 차이 값(BCE)과 경계선의 색조의 명암 차이 값($BCCE$)을 계산하여 두 기준 값 T_{BCE} 와 T_{BCCE} 와 비교한다. 만약 BCE 값과 $BCCE$ 값이 모두 기준 값보다 크다면, 그 블록은 오류 블록이 된다. 기준 값들은 여러 실험에 의해 결정된다. 각 블록의 BCE 값은 현재 프레임의 블록과 그와 일치하는 이전 프레임의 블록 사이에서 퍽셀들의 컬러 차이 값이고, 계산식은 다음과 같다.

$$BCE = \frac{1}{3N^2} \sum_{x,y} \left\{ [R_t(x,y) - R_{t-1}(x,y)]^2 + [G_t(x,y) - G_{t-1}(x,y)]^2 + [B_t(x,y) - B_{t-1}(x,y)]^2 \right\} \quad (1)$$

RBC 는 현재 프레임 t 와 이전 프레임 $t-1$ 에서 퍽셀들의 컬러 차이 값이고, N 은 블록의 크기이다. $BCCE$ 값은 현재 프레임에서 블록의 경계선 퍽셀들의 색조 대비 차이 값이고, 식(2)로 계

산된다. $N \times N$ 크기를 가진 블록을 B 라 하고, B 에서 가장 왼쪽 위 퍽셀의 위치를 (x, y) 라 하고, B_L, B_R, B_T, B_B 를 각각 블록 B 와 위, 아래, 왼쪽, 오른쪽 방향의 경계 퍽셀과의 차이 값으로 정의하면, 식(3)으로 계산된다. 사용된 오류 검출 방법은 Sacchi et. al [2]의 방법이다.

$$BCCE = (B_L + B_R + B_T + B_B) / 4 \quad (2)$$

$$\begin{aligned} B_L &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} [Left(x+i, y-1) - B(x+i, y)] , \\ B_R &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} [Right(x+i, y+N) - B(x+i, y+N-1)]^2 , \\ B_T &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} [Top(x-1, y+i) - B(x, y+i)]^2 , \\ B_B &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} [Bottom(x+N, y+i) - B(x+N-1, y+i)]^2 \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 오류 은닉

이 단계는 프레임에서 검출된 오류 블록을 은닉하는 단계이다. 입력은 오류 블록을 가진 프레임과 오류가 없는 이전 프레임 그리고 오류 블록의 위치를 나타내는 이진 마스크이다. 출력은 오류 블록이 은닉된 프레임이다. 제안된 은닉 방법은 두 단계로 수행된다. 첫번째 단계에서는 경계선 정합 알고리즘을 사용하여 오류 블록을 이전 프레임에서 오류 블록의 인접 퍽셀들과 가장 유사한 블록을 찾아 교체하고, 두 번째 단계에서는 인접 블록에서 추출된 isophote를 사용하여 유전자 알고리즘으로 교체된 오류 블록을 재구성 한다. 재구성 단계 전에, 노이즈나 작은 크기의 세밀한 부분을 제거하고 isophote들을 부드럽게 만들기 위해, 비등방성 확산 과정을 수행한다 [1]. 그림 2는 10%의 오류를 가진 "Foreman" 영상이고 그 영상의 isophote들을 보여준다.



그림 2. 10% 오류블록을 가진 Foreman영상과 그영상의 isophote.

재구성 단계는 블록의 외곽선 퍽셀부터 시계 방향으로 한 퍽셀씩 유전자 알고리즘을 사용하여 최적의 색상 값을 찾게 된다. 여기서 사용한 염색체의 구조는 퍽셀의 R, G, B 값을 나열한 비트열이다. 초기 염색체는 복원될 퍽셀에서 비등방성 확산을 사용하여 부드러워진 영역의 값에 따라 랜덤하게 선택된다. 만약, 비등방성 확산 과정에 의해 부드러워진 퍽셀 값이 X 라면, 복원될 퍽셀에서 초기 염색체는 X 주변의 랜덤한 값이 선택된다. 블록의 재구성은 오류에 의해 끊어진 isophote들을 부드럽게 연결하는 것이다. 본 논문은 끊어진 isophote들을 연결하기 위해, isophote 제약조건을 사용한 최적화 문제로 표현한다. Isophote들을 부드럽게 연결한다는 것은 1) isophote 곡률을 보호하고, 2) 원래 퍽셀의 밝기 값을 보호하고, 3) 가능한 한 부드럽게 해야 한다 [7]. 적합도 함수는 식(4)와 같다.

$$E = \underbrace{\int_{\Omega} (\bar{V}_N - \hat{f})^2 d\Omega}_{term1} + \alpha \underbrace{\int_{\Omega} |\nabla \hat{f}| (1 + |\hat{k}|) d\Omega}_{term2} + \beta \underbrace{\int_{\Omega} (\bar{k}_N - |\hat{k}|)^2 d\Omega}_{term3} \quad (4)$$

*term2*와 *3*은 제약 조건이고, \bar{V}_N 과 \bar{k}_N 은 복원할 픽셀에 인접한 픽셀들의 밝기 값과 isophote 곡률의 평균이다. \hat{f} 와 \hat{k} 는 추정한 염색체 값과 isophote 곡률의 값이다. α 와 β 와 제어 상수이고, N 은 복원될 픽셀에서 인접 픽셀들의 집합이다.

식 (4)에서 각 *term*의 의미는 아래와 같다.

- *term1* : 복원할 픽셀 값은 인접한 픽셀들의 평균 값과 유사해야 한다.
- *term2* : 복원할 픽셀 값은 가능한 한 부드러워야 하고, isophote 곡률은 작아야 한다.
- *term3* : 복원할 픽셀의 isophote 곡률은 그와 인접한 픽셀들의 isophote 곡률 평균과 유사해야 한다.

3. 실험 결과

제안된 방법의 수행을 평가하기 위해, 3가지 다른 동영상을 사용하였다. 이 동영상들은 “Foreman”(352x288 크기의 초당 15프레임)과 “Coastguard”(176x144 크기의 초당 20프레임) 그리고 “Football”(720x480 크기의 초당 15프레임)이고 오류 블록의 크기는 16x16 이다. 유전자 알고리즘은 가장 작은 적합도 함수값으로 온너블 블록의 가장 적합한 픽셀 값을 찾는데 사용된다. 이 실험에서, 오류 블록 검출을 위해 사용한 기준 값들 (T_{BCE}, T_{BCCE})은 각각 5000과 9000이다. 유전자 알고리즘 파라미터들은 최대 세대수는 20이고, 교접과 돌연변이의 비율은 각각 0.1, 0.5이다. 또, 집단의 크기는 256이다. 식 (4)에서 제어 상수인 α 와 β 는 0.15와 0.2이다.

표 1은 오류 블록 검출의 수행력을 보여주는데, 만족할 만한 결과를 보여주었다. 그러나, 잘못 검출하거나 검출하지 못한 오류 블록은 거의 장면이 변화하는 프레임에서 발생했다. 이 부분은 향후에 좀더 개선해야 할 부분이다.

표 1. 오류 블록 검출의 수행 결과.

	검출율 (%)	미 검출 블록	오 검출 블록
Foreman	97.1	23	12
Coastguard	95.8	28	.16
Football	95.1	31	22

제안된 오류 은너 방법의 수행을 평가하기 위해, TBS 와 BMA 의 결과와 ISNR 값을 비교하였다. 그림 3 은 다른 오류 은너 방법들과 결과를 비교한 영상들이다. (a)는 오류가 없는 원본 영상, (b)는 이전 프레임의 같은 위치에서 블록을 복사한 결과, (c)는 경계선 정합 알고리즘을 사용한 결과, (d)는 제안된 방법의 결과 영상이다. 그림 3 에서 “Foreman”과 같이 배경과 물체가 동시에 움직이는 동영상에서 경계선 정합 알고리즘은 오류 은너에 적합하지 못하다. 표 2 는 다른 오류 은너 방법들의 결과와 ISNR 값을 비교한 결과이다.

표 2. 다른 오류 은너 방법들의 ISNR 값 비교.

오류 은너 방법	Foreman	Coastguard	Football
TBS	12.60	12.49	13.13
BMA	14.67	13.12	13.26
Proposed	16.32	13.76	15.11

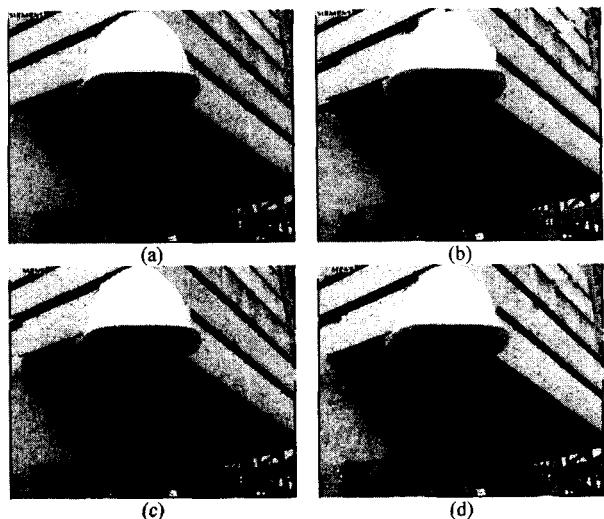


그림 3. 다른 오류 은너 방법들의 결과 영상.

제안된 오류 은너 방법이 다른 방법들보다 평균적으로 2.1dB 정도 개선함을 볼 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 isophote 제약조건을 가진 유전자 알고리즘 기반의 효율적인 오류 은너 방법을 제안 하였다. 제안된 방법에서 오류 은너 문제는 isophote 제약조건을 가진 적합도 함수를 유전자 알고리즘을 사용하여 최소화하는 최적화 문제로 모델링된다. 제안된 방법에서, 유전자 알고리즘의 최적의 염색체로 블록내의 픽셀 값을 추정하고, 이 값을 isophote 방향으로 투영한다. 이 방법은 블록의 주변영역의 기하학적인 특징을 사용하여 블록 내부를 복원하고, 자연스러운 영상을 만들 수 있다. 실험 결과, 제안된 방법은 다른 방법들보다 효율적이고 더 좋은 결과를 가진다.

5. 참고 문헌

- [1] Kim, J. B. and Kim H. J.: Region removal and restoration using a genetic algorithm with isophote constraint, Pattern Recognition Letter, Vol. 24, (2003) 1306-1316
- [2] Sacchi, C. et al.: A real-time algorithm for error recovery in remote video-based surveillance applications, Signal Processing: Image Comm., Vol. 17, (2002) 165-186
- [3] Kim, J. B. Moon, C. H and Kim H. J.: Efficient face extraction using skin-color model and a neural network, Proceedings of IDEAL'02, Manchester, UK (2002) 538-543
- [4] Wang, Y. and Zhu, Q. F.: Error control and concealment for video communication: a review, Proceedings of IEEE, Vol. 86, (1998) 974-997
- [5] Salama, P. Shroff, N. B. Delp, E. J.: Error concealment in MPEG video stream over ATM network, IEEE Journal on Selected Area in Communications, Vol. 18, 6, (2000) 1129-144
- [6] Monasse, P. and Guichard, F.: Fast computation of a contrast invariant image representation, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, No. 5 (2000) 860-872.
- [7] Morese, W. Poli, B. R.: Isophote-based interpolation, Proceedings of IEEE International Conf. Image Processing, Vol. 3, (1998) 227-231
- [8] Kim, E. Y. et al.: Spatiotemporal segmentation using genetic algorithms, Pattern Recognition, Vol. 34, No. 10 (2001) 2063-2066