

공간적 디인터레이싱을 위한 컨텐츠 기반 적응적 보간 기법

정희원 김 원 기*, 준회원 진 순 중*, 정희원 정 제 창*

Content Adaptive Interpolation for Intra-field Deinterlacing

Wonki Kim*, *Regular Member*, Soonjong Jin*, *Associate Member*,
Jechang Jeong* *Regular Member*

요 약

본 논문에서는 공간적인 디인터레이싱을 위한 컨텐츠 기반 적응적 보간 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 전처리와 컨텐츠 분석, 컨텐츠에 따른 적응적 보간의 3 단계로 구성된다. 또한 적응적 보간 방식으로써 변형된 에지 기반 라인 평균 방식과 그래디언트 기반 방향성 보간, 윈도우 매칭 방식의 세 가지 보간 방식을 제안한다. 각각의 보간 방식은 공간적인 영상 특징에 따라 다양한 성능을 나타낸다. 따라서 각각의 보간할 픽셀 영역은 그래디언트 검출을 통해 영역 특징을 분석하고 네 가지 카테고리로 분류된다. 이러한 분류 결과를 기반으로 각각에 적합한 디인터레이싱 방법을 사용함으로써 최적의 성능을 구현할 수 있다. 다양한 영상에 대한 실험을 통해 제안한 방식이 기존의 방식에 비해 가장 좋은 성능을 보임을 확인하였다.

Key Words : Deinterlacing, Interpolation, Content Adaptive, Image Enhancement, Edge Directed

ABSTRACT

This paper presents a content adaptive interpolation (CAI) for intra deinterlacing. The CAI consists of three steps: pre-processing, content classification, and adaptive interpolation. There are also three main interpolation methods in our proposed CAI, i.e. modified edge-based line averaging (M-ELA), gradient directed interpolation (GDI), and window matching method (WMM). Each proposed method shows different performances according to spatial local features. Therefore, we analyze the local region feature using the gradient detection and classify each missing pixel into four categories. And then, based on the classification result, a different de-interlacing algorithm is activated in order to obtain the best performance. Experimental results demonstrate that the CAI method performs better than previous techniques.

I. 서 론

PDP나 LCD와 같은 대화면 평판 디스플레이 장치들이 널리 사용됨에 따라 영상 화질 향상에 대한 연구가 더욱 중요해지고 있다. 그러나 방송 시스템은 대역폭과 영상화질을 함께 고려하여 격행 주사방식

을 채택하고 있기 때문에, 격행 주사방식을 순차 주사방식으로 변환할 때 여러가지 영상의 왜곡 현상이 발생하게 된다. 따라서 이러한 왜곡 현상을 제거하고 고화질의 영상을 제공하기 위해서 격행 주사 영상을 순차 주사 영상으로 변환하는 다양한 디인터레이싱 방법이 제안되어 왔다.

※ 본 연구보고서는 정보통신부 출연금으로 ETRI, SoC산업진흥센터에서 수행한 IT SoC 핵심설계인력양성사업의 연구결과입니다.

* 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 영상통신 및 신호처리 연구실 (stwon@ece.hanyang.ac.kr)

논문번호 : KICS2007-08-345, 접수일자 : 2007-08-01 최종논문접수일자 : 2007년 10월 9일

디인테레이싱 방법은 크게 하나의 필드만을 사용하는 공간적인 디인테레이싱 방법^[11]과 여러 필드를 사용하는 시간적인 디인테레이싱 방법^[12-17]으로 분류할 수 있다. 시간적인 디인테레이싱 방법은 공간적인 디인테레이싱 방법에 비해 좀더 성능이 우수하고 정교하다. 그러나 이 방식은 잘못된 움직임 정보를 사용하는 경우에 좋은 성능을 기대할 수 없고, 더 복잡한 하드웨어 구조를 요구하며, 오류 전파의 위험성이 있다. 또한 시간적인 디인테레이싱 방법은 공간적인 방식을 기본적으로 활용한다. 따라서 새로운 공간적 디인테레이싱 방법은 영상 보간 성능을 향상시키기 위해 여전히 필요하며, 본 논문에서는 공간적인 방식에 대해서만 다룬다.

먼저 가장 널리 알려져 있는 공간적인 디인테레이싱 방법으로서 에지 기반 라인 평균 방식(Edge-based Line-Averaging, ELA)이 있다. ELA 방식은 손실 라인을 보간하기 위해 인접 라인 사이의 방향성 상관도 정보를 이용한다. 이 방식은 에지가 정확히 추정되는 영역에서 좋은 결과를 보인다. 그러나 고주파 성분이 많은 영역에서 보간 에러가 발생하여 좋지 않은 화질을 보이는 경우가 많다. 이러한 ELA 방식의 단점을 보완하기 위해 여러 방식들이 제안되어 왔다. 에지 방향의 검출 성능을 향상시키기 위한 추가적인 측정 수단^[7,8]이 제안되었고, 수평 에지 패턴^[10]이나 콘텐츠 분석^[11]에 따른 보간 방식들이 제안되었다. 특히 DOI(Direction-Oriented Interpolation) 방식은 윈도우 기반으로 에지를 검출함으로써 이전의 ELA 방식들 보다 좀더 성능이 우수하다. DOI는 에지 방향을 좀더 정교하게 찾고, 공간적으로 강한 하나의 에지나 수평 방향성을 갖는 에지를 갖는 영상에서 좋은 성능을 보인다. 그러나 DOI 방식은 큰 검색 범위 내에서 에지 패턴을 찾기 때문에 복잡도가 높고, 유사하거나 반복적인 에지 패턴을 갖는 영역에서는 좋지 않은 성능을 보인다.

본 논문에서는 콘텐츠 특성에 따라 적응적인 보간 방식을 사용하는 디인테레이싱 기법을 제안한다. 그레디언트 특성을 이용하여 영역 특성을 분석하고, 각 손실 픽셀을 다음과 같은 네 가지 카테고리 분류한다: (1) 평탄하거나 수직 에지를 갖는 영역, (2) 수직 방향성을 균일하게 갖는 에지 영역, (3) 수평 방향성을 갖는 에지 영역, (4) 에지 특성이 복잡한 텍스처 영역. 이러한 분류 결과를 기반으로 각각의 영역 특성에 맞는 디인테레이싱 방법을 사용함으로써 최적의 성능을 얻을 수 있도록 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는

기존의 공간적 디인테레이싱 기법에 대해서 살펴보고, 3장에서는 제안하는 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 실험결과와 분석을 통해 제안된 기법의 성능을 검증하고, 5장에서는 본 논문의 결론을 내린다.

II. 기존의 공간적 디인테레이싱 기법

2.1 ELA와 E-ELA 기법

ELA 기법은 손실 라인을 보간하기 위해 픽셀들 간의 방향성 상관도를 사용한다. ELA 기법에서는 방향성 상관도를 계산하기 위해 그림 1과 같은 3x2의 윈도우를 사용한다.

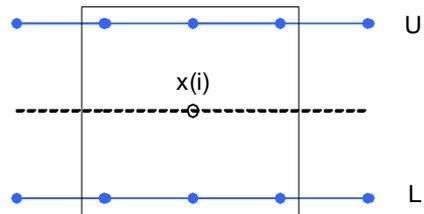


그림 1. ELA를 위한 3x2 윈도우

$U(i)$ 와 $L(i)$ 는 각각 위, 아래의 참조 라인을 나타내고, i 는 보간해야 할 현재 위치를 나타낸다. 이때 식 (1)에서 $C(k)$ 는 방향성 상관도를 나타낸다.

$$C(k) = |U(i+k) - L(i-k)|, \quad k = -n, \dots, -1, 0, 1, \dots, n. \quad (1)$$

$C(k)$ 는 k 에 의해 표현되는 방향에서의 픽셀 값의 변화량이다. ELA에서는 n 값이 1로 선택된다. 가장 큰 상관도를 갖는 방향을 결정하기 위해 $C(k)$ 를 이용하여, 에지 방향 θ 는 다음과 같이 결정된다.

$$\theta = \arg \min \{C(k)\}, \quad -n \leq k \leq n. \quad (2)$$

그때 현재 픽셀 $x(i)$ 는 (3)식에 의해 보간된다.

$$x(i) = \frac{U(i+\theta) + L(i-\theta)}{2} \quad (3)$$

ELA 기법은 방향성 검출에 오류가 없을 때에는 좋은 성능을 제공한다. 그러나 고주파 성분이 많은 영역에서는 에지 방향을 잘못 검출하게 될 확률이

높아 보간화질이 좋지 못하다.

이를 보완하기 위해서 E-ELA^[7] 기법은 잘못된 에지 검출 확률을 줄이기 위해 두 개의 추가적인 방향성 검출 방법으로써 식 (4)와 같은 P'와 Q'를 제안하였다. 이웃 픽셀들 간의 공간적 상관도를 효과적으로 측정함으로써 보간의 정확성을 높인다.

$$P' = |U(i-1) - L(i)| + |U(i) - L(i+1)|$$

$$Q' = |U(i) - L(i-1)| + |U(i+1) - L(i)| \quad (4)$$

2.2 DOI 기법

ELA 기법이 픽셀단위로 에지의 방향성을 검출하는 반면, DOI 기법^[8]은 3x2의 블록 단위로 에지의 방향성을 검출한다. DOI 기법은 손실 픽셀을 보간하기 위해 2개의 상위 참조 라인과 2개의 하위 참조 라인을 사용한다. 또한 2 개의 공간 방향 벡터(spatial direction vector, SDV)가 보간을 위해 사용된다.

그림 2에서 U₀와 U₁, L₀와 L₁은 각각 상위와 하위의 참조라인을 나타낸다. 공간 방향 벡터와 보간될 X(i) 화소값은 다음 식들에 의해 구해질 수 있다.

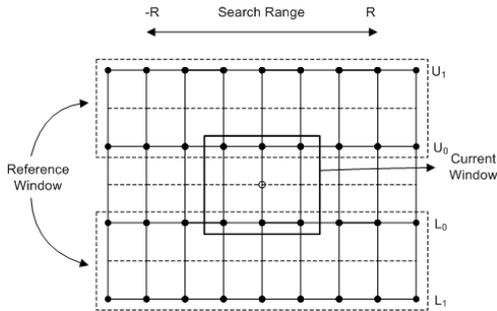


그림 2. DOI 알고리즘을 위한 개념도

$$S_U(k) = \sum_{j=1}^2 (|U_0(i+j) - U_1(i+j+k)|^2 + |L_0(i+j) - U_0(i+j+k)|^2) \quad (5)$$

$$S_L(k) = \sum_{j=1}^2 (|U_0(i+j) - L_0(i+j+k)|^2 + |L_0(i+j) - L_1(i+j+k)|^2) \quad (6)$$

$$sdv_U = \arg \min \{S_U(k)\}, -R \leq k \leq R \quad (7)$$

$$sdv_L = \arg \min \{S_L(k)\}, -R \leq k \leq R \quad (8)$$

$$i_U = \frac{sdv_U}{2} \quad (9)$$

$$i_L = \frac{sdv_L}{2} \quad (10)$$

$$X(i) = \frac{U_0(i+i_U) + L_0(i+i_L)}{2} \quad (11)$$

i_U와 i_L이 정수값이 아니라면, 참조 픽셀은 수평방향의 주변 픽셀을 이용하여 보간을 사용함으로써 얻을 수 있다. U₀(i)와 L₀(i) 사이의 차이값 크기가 임계값 T와 비교하여 작으면, X(i)는 수직 방향의 평균값으로 보간된다. 만일 T 값보다 크다면 참조 픽셀들을 구하고 X(i)는 식 (11)에 의해 구해진다.

DOI 알고리즘의 윈도우 기반의 에지 검출은 ELA 기법의 픽셀 단위 측정에 비해 좀더 안정적이고 효율적이어서, 에지 검출의 정확도가 향상된다. 또한 DOI는 에지 방향의 정밀도를 향상시키고, 국소적으로 강한 하나의 에지를 갖거나 수평 에지를 갖는 영상의 경우 좋은 성능을 보인다. 그러나 DOI도 다음과 같은 몇 가지 문제점을 갖고 있다.

- (1) DOI는 윈도우 매칭을 수행함에 있어 높은 복잡도를 갖는다.
- (2) 유사하거나 반복되는 에지 패턴을 갖는 영역의 경우에는 잘못된 방향의 에지 검출의 확률이 높다.
- (3) 에지 방향의 정밀도가 균등하지 않고, 수직 방향으로서는 정밀하지 않다.
- (4) sdv_U와 sdv_L값이 복잡한 연산을 통해 얻어지지만, 두 값이 유사하지 않으면 사용되지 않는다. 따라서 이러한 문제점들을 보완할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

III. 제안하는 디인터레이싱 기법

제안하는 알고리즘은 콘텐츠 특성에 따라 그에 맞는 보간 방식을 사용하는 콘텐츠 기반 적응적 보간 방식(Content Adaptive Interpolation, CAI)이다. CAI는 다음과 같은 세 단계로 구성되어 있다. 먼저, 선처리 과정으로써 ELA 방식을 보완, 발전시킨 M-ELA(Modified ELA)를 수행한다. 이 과정을 통해 임시적으로 보간된 픽셀들은 다음 단계인 그래디언트 검출과 윈도우 정합을 위해 사용된다. 두 번째 단계는 그래디언트 검출을 이용하여 보간할 픽셀 주변의 영역 특성을 분석하는 것이다. 이 단계에서는 각 손실 픽셀을 네 가지 카테고리 분류한다. 분류 결과에 따라 최적의 성능을 얻기 위해 각 분류에 맞는 디인터레이싱 알고리즘을 사용한다. 세 번째 단계는 콘텐츠 분류에 따른 적응적 보간 단계로써, 네 가지

보간 방법으로 이루어진다. 평탄하거나 수직 에지 영역을 위한 선형 평균 방식(Line Averaging, LA)과 수직 방향성을 균일하게 갖는 영역을 위한 그레디언트 방향성 보간(Gradient Directed Interpolation, GDI), 수평 방향성 에지 영역을 위한 윈도우 매칭 방식(Window Matching Method, WMM), 복잡한 텍스처 영역을 위한 제한된 윈도우 매칭 방식(Restricted WMM, R-WMM)이 그것이다.

3.1 M-ELA 방식

M-ELA는 세 가지의 방향성 검출기를 갖고 있다. M-ELA에서는 E-ELA의 P, Q 에 추가하여, 수직 방향 에지를 검출하기 위한 측정단위인 V를 도입한다. 따라서 이 방식은 수직(90°), 대각선 방향(63°), 역대각선 방향(117°)을 커버한다. P와 Q, V의 측정단위는 다음 식 (12)에 의해 계산된다.

$$\begin{aligned}
 P &= (|U(i-1) - L(i)| + |U(i) - L(i+1)|) / 2 \\
 Q &= (|U(i) - L(i-1)| + |U(i+1) - L(i)|) / 2 \\
 V &= (|U(i-1) - L(i-1)| + |U(i) - L(i)| + |U(i+1) - L(i+1)|) / 3
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

M-ELA는 에지 방향을 결정하기 위해 두 단계를 거친다. 먼저 P와 Q, V를 이용하여 에지 방향을 검출한다. 다음으로 식 (1)에 의해 ELA의 픽셀 상관도를 계산한다. 이러한 두 단계를 사용함으로써 에지 방향의 검출에 대한 신뢰도를 높일 수 있다. 마지막으로 손실 픽셀들은 ELA와는 달리 P나 Q, V의 방향을 따라 보간된다. 이러한 M-ELA 방식은 다음과 같은 세 가지 경우로 요약될 수 있다.

Case1: P<Q and P<V
Case 1-1: C(-1) < C(0) P-direction
Case 1-2: C(0) ≤ C(-1) V-direction
Case2: Q<P and Q<V
Case 2-1: C(1)<C(0) Q-direction
Case 2-2: C(0) ≤ C(1) V-direction
Case3: Otherwise V-direction

표 2에서의 실험결과에서 볼 수 있듯이 M-ELA는 선형 평균 방식이나 ELA, E-ELA에 비해 좀더 효율적임을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 M-ELA를 선처리 과정으로써 사용한다. M-ELA를 통해 먼저

임시적인 보간 픽셀을 생성한 후, 이 픽셀들을 이용하여 그레디언트 검출과 윈도우 매칭을 수행하는 것이다.

3.2 그레디언트 방향성 보간 (GDI)

수직 방향성을 갖는 균일한 에지 영역을 위해 본 논문에서는 그레디언트 방향성 보간 방식을 제안한다. 또한 에지의 방향성을 보다 세밀하게 표현하기 위해 그레디언트 방향 벡터(Gradient Direction Vector, GDV)를 도입한다. 손실 픽셀에서의 에지 특성은 주변의 활용가능한 픽셀들을 이용하여 추정되어야 한다. 이러한 추정을 수행하기 위해 그레디언트 필터는 단순하고 빠른 검출을 위해 유용하다. 따라서 그림 3에서 보여지는 주변 픽셀들에 대해 각각의 픽셀 B(x, y)는 다음 소벨 마스크를 이용하여 그레디언트 검출을 수행한다.

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{13}$$

각 픽셀 B(x, y)에 대한 에지 그레디언트 성분들은 다음 식과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned}
 g_x(x, y) &= B(x, y) \otimes S_x(x, y) \\
 g_y(x, y) &= B(x, y) \otimes S_y(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

또한 (x, y) 좌표에서의 그레디언트 크기와 방향은 다음 식에 의해 계산된다.

$$\begin{aligned}
 G(x, y) &= \sqrt{g_x^2(x, y) + g_y^2(x, y)} \\
 Angle(x, y) &= \tan^{-1} \frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)}
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

식 (15)를 이용하여 계산되는 Angle_{sc}는 S_c 위치에서의 소벨 각도를 나타낸다. 즉 Angle_{sc}는 현재 위치에서의 국소적인 에지 특성을 나타낸다. 한편 식 (16)에서 S_p와 S_q는 각각 P와 Q 방향을 따라 위치한 소벨 마스크를 수행할 위치들의 집합이다. 만일 균등한 에지가 P 방향을 따라 존재한다면, S_p에 속하는 위치들에서의 그레디언트 각도들은 유사하고 균등할

것이라고 가정할 수 있다. 이 경우에 현재 보간할 픽셀의 에지 방향은 식 (17)에 의해 계산되는 $Angle_{GDV}$ 의 방향을 따를 가능성이 높다. 즉 $Angle_{GDV}$ 는 현재 위치를 포함하는 넓은 영역에서의 에지 특성을 나타낸다.

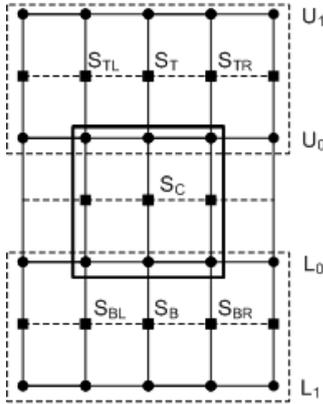


그림 3. 그레디언트 방향성 검출을 위한 소벨 마스크.

$$S_P = \{S_C, S_{TL}, S_T, S_B, S_{BR}\}$$

$$S_Q = \{S_C, S_T, S_{TR}, S_{BL}, S_B\}$$
(16)

$$Angle_{Grad} = \frac{\sum_k (Angle_k * Mag_k)}{\sum_k (Mag_k)}, k \in S_{P \text{ or } Q}$$
(17)

따라서 GDI는 $Angle_{SC}$ 와 $Angle_{Grad}$ 의 두 개의 에지 방향이 에지 방향 벡터로써 활용가능하다. 결과적으로 GDV의 방향은 식 (18)과 같이 $Angle_{SC}$ 와 $Angle_{Grad}$ 중 좀더 수직방향에 가까운 성분을 선택한다. 왜냐하면 거리가 가까운 픽셀들이 일반적으로 좀더 높은 상관도를 가질 확률이 높기 때문이다.

한편 식 (19)에서 그레디언트 활동도 $Activity_{Grad}$ 를 계산할 수 있다. $Activity_{Grad}$ 는 현재 픽셀 주변의 에지들의 특성을 판단하기 위해 사용한다. 즉 $Activity_{Grad}$ 가 작다면 에지 성분들이 유사하고 균일한 특성이 있다는 것으로 판단할 수 있다.

$$if (|Angle_{Grad} - 90^\circ| < |Angle_{SC} - 90^\circ|)$$

$$Angle_{GDV} = Angle_{Grad}$$

$$Else$$

$$Angle_{GDV} = Angle_{SC}$$
(18)

$$Activity_{Grad} = \sum_k (Angle_{GDV} - Angle_k), k \in S_{P \text{ or } Q}$$
(19)

3.3 윈도우 매칭 방식 (WMM)

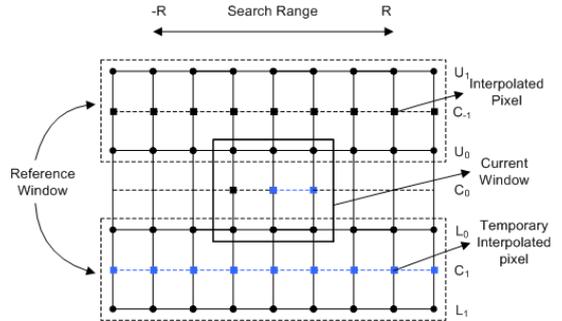


그림 4. WMM 방식을 위한 개념도

WMM 방식은 비용 함수와 검색 범위 추정 of 두 가지 측면에서 DOI^[8]를 수정, 보완한 방법이다. 그림 4에서 나타나듯이 WMM은 DOI와는 달리 3x3의 윈도우 비용 함수를 사용한다. 즉 3x3 윈도우의 중간 라인인 이전 단계, 즉 GDI나 M-ELA에 의해 보간된 픽셀들을 사용한다. 식 (20)과 (21)은 WMM의 비용 함수를 보여준다.

$$S_U(k) = \sum_{j=-1}^1 \left(|U_0(i+j) - U_i(i+j+k)|^2 + |U_0(i+j) - U_0(i+j+k)|^2 \right. \\ \left. + |C_0(i+j) - C_{-1}(i+j+k)|^2 \right)$$
(20)

$$S_L(k) = \sum_{j=-1}^1 \left(|U_0(i+j) - L_0(i+j+k)|^2 + |L_0(i+j) - L_i(i+j+k)|^2 \right. \\ \left. + |C_0(i+j) - C_1(i+j+k)|^2 \right)$$
(21)

한편 DOI는 넓은 검색 범위를 갖고 있기 때문에 공간 방향 벡터를 구하기 위해서 많은 연산량을 요구한다. 또한 DOI는 고정 검색 범위를 사용함으로 에지의 다양한 방향성을 반영할 수 없다. 예를 들어 수직 방향성의 에지를 갖는 영역에 대해서는 작은 검색 범위이면 충분하고, 반면에 수평 방향성의 에지를 갖는 영역에 대해서는 넓은 검색 범위가 필요하다. 그러나 넓은 검색 범위는 많은 방향성 검사로 인해 잘못된 에지 방향을 찾을 가능성이 커진다. 따라서 적응적인 검색 범위 추정이 필요하다.

이러한 검색 범위 추정을 위해 본 논문에서는 GDI에서 구한 GDV와 그레디언트 활동도를 사용한

다. 식 (22)에서 검색 범위 R은 기본적으로 GDV로 설정이 되고, 그레디언트 활동도에 의해 보완된다. WMM은 복잡하지 않은 영역에 대해서 적용되고 그레디언트 활동도는 작기 때문에, 검색 범위를 정도 넓히는 것으로 충분하다. 또한 R의 최대값은 MAX_SR로 제한된다.

$$R = Clipping(MAX_SR, GDV + \frac{Activity_{Grad}}{10}) \quad (22)$$

추가적으로, R-WMM 방식은 R=1의 고정 검색 범위를 갖는 WMM의 특별한 한 방식이다. R-WMM 방식은 복잡한 텍스처 영역에 대해 적합한 방식으로써, 선형 평균 방식을 단순히 적용하는 것에 비해 좋은 성능을 보인다.

3.4 콘텐츠 기반 적응적 보간 방식 (CAI)

- (1) V_detector : $V \leq P$ and $V \leq Q$
 - (2) VD_detector : $Activity_{Grad} < T_1$ and $Angle_{GDV} > 90 - T_2$
and $Angle_{GDV} < 90 + T_2$
 - (3) S_detector : $V < T_3$
 - (4) HD_detector : $Angle_{GDV} \leq 90 - T_2$ or $Angle_{GDV} \geq 90 + T_2$
- (23)

제안하는 CAI 알고리즘은 그림 6과 같이 GDI와 WMM 방식을 이용하여 구현될 수 있다. 이때 CAI는 영역 에지 특성을 분석, 분류하기 위해 식 (23)과 같이 네 가지 검출기를 갖는다. 이러한 네 가지 검출기를 이용하여 CAI 방식은 다음과 같이 요약할 수 있다.

V_Detector는 수직 에지 성분을 검출한다. V가 P와 Q, V 지표 중에서 최소라면, 단순하게 선형 평균 방식이 적용된다. 만일 P나 Q가 최소라면, 다른 에지 기반 보간 방식이 필요하다. VD_Detector는 수직 방향성을 갖는 균등한 에지 영역을 검출한다. ActivityGrad가 T₁보다 작고, Angle_{Grad}이 90-T₂보다 크며 90+T₂보다 작으면, S_Detector를 테스트한다. S_Detector는 평탄하고 단순한 영역을 검출한다. V가

T₃보다 작으면 현재 영역은 평탄한 영역으로 판단해서 선형 평균 방식을 적용한다. 그렇지 않으면 현재 영역은 수직 방향성을 갖는 균등한 에지 영역으로 판단해서 GDI가 적용된다. HD_Detector는 수평 방향성을 갖는 에지 영역의 검출기이다. AngleGrad이 90-T₂보다 작거나 90+T₂보다 크면, 현재 영역은 수평 방향성의 에지 영역으로 판단해서 WMM 방식이 적용된다. 조건을 만족하지 않으면 현재 영역은 텍스처 영역으로 판단해서, R-WMM 방식이 적용된다.

즉 CAI는 영역의 분류 결과에 따라 그에 맞는 디인테레이싱 알고리즘이 최상의 성능을 얻기 위해 적용되는 방식이다. 결론적으로 CAI 방식은 다음과 같은 네 가지의 보간 방식을 갖는다. 평탄한 영역이나 수직 에지 영역을 위한 선형 평균 방식, 균등하고 수직 방향성의 에지 영역을 위한 GDI 방식, 수평 방향성의 에지 영역을 위한 WMM 방식, 마지막으로 복잡한 텍스처 영역을 위한 R-WMM 방식이다. 그림 5와 표 1은 에지 방향과 영상 특징에 따라 적용되는 보간 알고리즘을 요약하여 보여준다.

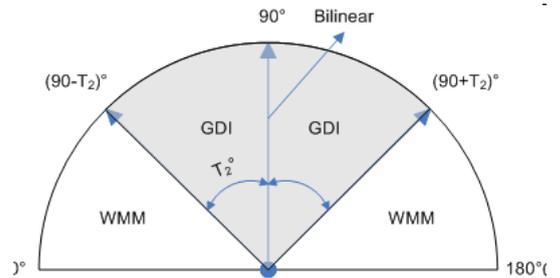


그림 5. 에지 방향에 따라 적용되는 알고리즘.

표 1. 영상 특성과 그에 따라 적용되는 디인테레이싱 알고리즘.

영상 특성	적용되는 디인테레이싱 알고리즘
평탄 영역이나 수직 에지 영역	LA
균등하고 수직 방향성의 에지 영역	GDI
수평 방향성의 에지 영역	WMM
복잡한 텍스처 영역	R-WMM

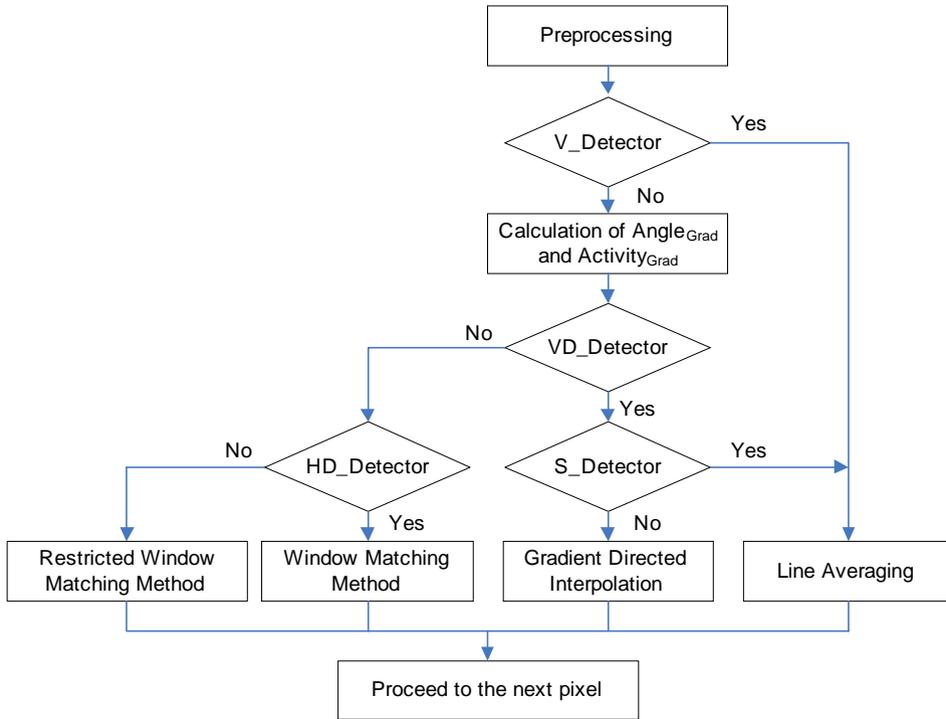


그림 6. 제안하는 CAI 알고리즘의 블록 다이어그램

IV. 실험 결과 및 고찰

제안하는 디인터레이싱 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 여러 표준 정지영상들에 대해 실험을 수행하였다. 영상 특성에 따라 알고리즘들이 다양한 성능을 나타낼 수 있기 때문에 각각 다양한 에지 특성을 갖는 영상들을 사용하였다.

사용자 파라미터들은 실험적으로 T_1 과 T_2 , T_3 는 각각 30, 45, 20, 그리고 MAX_SR은 16으로 설정하였다. 그리고 제안하는 알고리즘과 기존의 방식들과의 성능 비교를 위해 PSNR(peak signal-to-noise ratio)을 객관적 성능 지표로 사용하였다.

$$PSNR = 10 \cdot \log\left(\frac{X \cdot Y \cdot 255^2}{\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y |f(x,y) - \hat{f}(x,y)|^2}\right) \quad (24)$$

여기서 f 와 \hat{f} 는 각각 $X \times Y$ 크기의 원본과 복원 영상을 나타낸다.

실험 방식은 순차 주사 영상들을 짝수 혹은 홀수

라인의 격행 샘플링을 통해 격행 주사 영상들로 변환하고, 각 영상에 대해 디인터레이싱을 수행하였다. 복원된 영상들은 순차 주사 방식의 원본 영상과 비교하고 PSNR을 사용하여 성능을 계산하였다.

표 2에는 6 가지 방식의 디인터레이싱 방식에 대한 PSNR 성능 및 평균 실행 시간 비교가 수행되어 있다. 성능 비교를 위해 사용한 디인터레이싱 방식은 각각 LA, ELA^[6], E-ELA^[7], DOI^[8]와 제안된 M-ELA와 CAI 방식이다. 먼저 표 2에서 눈에 띄는 부분은, DOI 방식이 Barbara 영상에서 매우 성능이 낮게 나타난다는 사실이다. 즉 앞서 언급했던 바와 같이 반복적인 패턴의 에지 영역을 많이 갖고 있는 영상에 대한 DOI 방식의 문제점을 확인할 수 있다. 그에 반해 제안된 CAI 방식은 모든 영상에서 DOI나 LA 등의 방식보다 좋은 성능을 보인다. 즉 CAI는 DOI에 비해 최소 0.05에서 최대 2.95dB의 성능 향상을 보이며, 평균적으로는 0.48dB를 향상시킨다. 또한 LA에 비해서는 최대 1.15dB, 평균 0.37dB의 성능 향상을 보인다. 한편 M-ELA 방식은 LA 방식에 비해 최대 0.29dB, 평균 0.08dB 정도로 성능이 높다. 표 2에서 평균 실행시간을 비교해보면 LA 방식이 가장 빠르

고, DOI 방식이 가장 복잡하다. M-ELA 방식은 LA 방식에 비해 성능과 복잡도 면에서 좋은 대안이 될 수 있으며, CAI 방식은 DOI에 비해 복잡도가 낮음을 확인할 수 있다.

주관적인 화질 비교를 위해 “Barbara”와 “Bike” 영상에 대한 실험결과를 각각 그림 7과 8에 도시하였다. 그림 7에서 LA 방식은 전체적으로 큰 왜곡은 없지만, 에지 영역의 스무딩 효과가 전체적으로 나타나고 에지의 방향성을 정교하게 복원하지 못함을 확인할 수 있다. 또한 ELA 방식은 매우 심한 에지 왜곡을 발생 시키며, DOI 방식도 에지의 방향성을 잘못 찾는 부분들이 많이 눈에 띈다. 그에 반해 CAI 방식은 원본에 가장 가깝게 에지를 복원하였다. 한편 그림 8에서 DOI와 CAI를 제외한 방식들은 수평 방향성의 자전거 바퀴살 부분에서 계단형의 왜곡이 발생하고, 중간에 끊기는 에지 부분들이 많이 나타난다. 그러나 CAI는 DOI와 마찬가지로 수평 방향성의 강한 에지들에서도 좋은 화질을 보였다.

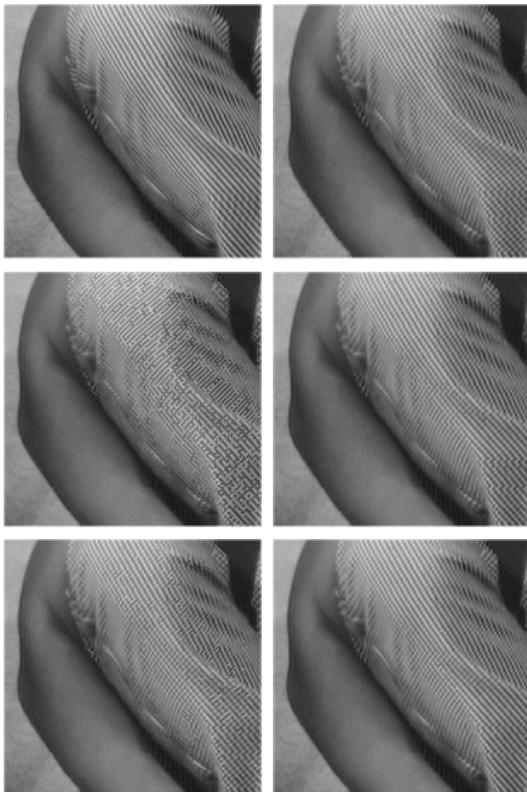


그림 7. Barbara에 대한 확대된 결과영상: (a) 원본, (b)-(f) 보간 영상: (b) LA, (c) ELA, (d) M-ELA, (e) DOI, (f) CAI.

즉 DOI 방식은 Bike 영상의 수평 방향에 가까운 에지들은 잘 복원하지만, Barbara 영상의 반복적인 에지 패턴을 갖는 영상에서는 심한 왜곡을 발생시켜 좋지 못한 성능을 보인다. 그러나 CAI는 낮은 각도의 에지 영역뿐만 아니라 반복적인 에지 패턴을 갖는 영역에서도 눈에 띄는 화질 향상을 보였다. 또한 CAI는 DOI에 비해 수직방향으로 좀더 정교하게 에지를 찾을 수 있다는 장점이 있다.

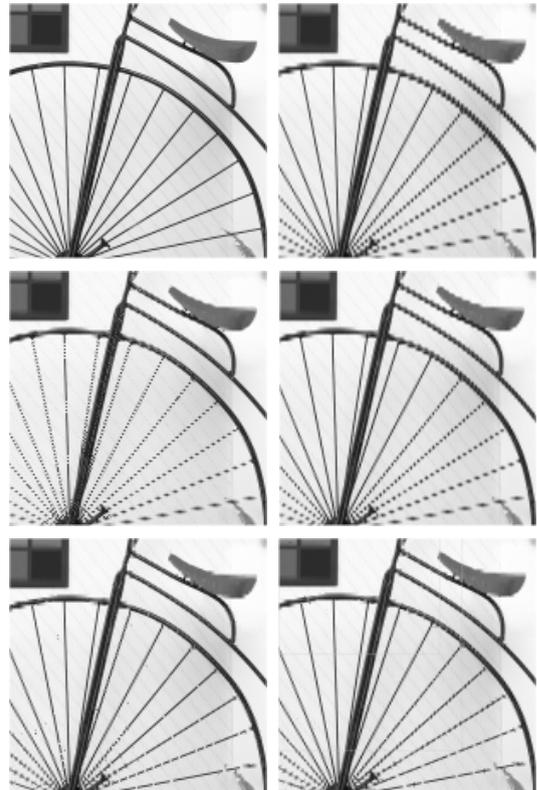


그림 8. Bike에 대한 확대된 결과영상: (a) 원본, (b)-(f) 보간 영상: (b) LA, (c) ELA, (d) M-ELA, (e) DOI, (f) CAI.

V. 결론

본 논문에서는 에지를 효율적으로 복원할 수 있는 공간적인 디인테레이싱 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 공간적인 에지 특성을 고려하는 컨텐츠 기반 적응적인 보간 기법이다. 수직 방향성의 균일한 에지 영역에 대해서는 그레디언트 방향성 보간 기법을 적용하고, 수평 방향성의 에지 영역에는 윈도우 매칭 방식을 적용한다. 또한 복잡한 텍스처 영역에는 검색 범위가 작은 윈도우 매칭 방식을 적

용하고, 평탄하거나 수직 에지 영역에는 선형 보간 방식을 사용한다. 실험 결과 제안하는 방식은 이전의 공간적인 디인터레이싱 알고리즘에 비해 좋은 성능을 보인다. 특히 기존의 방식들이 다루기 어려웠던 수평 방향성의 에지나 반복적인 에지 패턴의 영역에 대해서도 안정적으로 좋은 성능을 보였다. 추후 시공간적인 디인터레이싱에서의 연구에서는 콘텐츠 종류에 따라 제안하는 4가지 보간 방식들 중 필요한 모듈을 선택하여 사용할 수 있을 것이다.

표 2. 디인터레이싱 알고리즘에 따른 PSNR(dB) 및 평균 실행시간 비교

	LA	ELA	E-ELA	DOI	M-ELA	CAI
Lena (512×512)	37.67	35.99	36.93	38.00	37.90	38.27
Airplane (512×512)	31.87	31.12	31.32	31.89	31.82	32.02
Baboon (512×512)	23.50	22.97	23.17	23.51	23.51	23.56
Bike (400×500)	24.46	23.60	24.14	25.73	24.59	25.61
Gold (720×576)	33.86	32.73	33.03	33.87	33.81	33.92
Hotel (720×576)	32.88	32.15	32.43	33.27	33.06	33.50
Man (512×512)	31.98	30.83	31.50	32.03	32.25	32.51
Elaine (512×512)	32.58	33.55	33.39	32.71	32.86	32.87
Boat (512×512)	35.35	32.35	33.40	34.66	35.24	35.47
Barbara (512×512)	32.13	25.12	30.68	29.59	32.21	32.54
Zelda (512×512)	41.83	39.02	39.79	41.37	41.63	41.88
Pepper (512×512)	33.76	34.05	34.14	33.93	34.05	34.23
Average	32.66	31.12	31.99	32.55	32.74	33.03
평균실행 시간 (초)	0.01	0.02	0.02	0.64	0.03	0.46

참 고 문 헌

- [1] G. de Haan and E. B. Bellers, “deinterlacing - an overview,” Proc. Of the IEEE, vol.86, no. 9, pp. 1839-1857, Sep. 1998.
- [2] H. Hwang, “Interlaced to progressive scan converter for IDTV,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 38, pp 135-144 August 1992.
- [3] H. Hwang, M.H. Lee, D.I. Song, “Interlaced to progressive scan conversion with double smoothing,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 39, pp. 241-246, Aug. 1993.
- [4] M. H. Lee, J. H. Kim, J. S. Lee, K. K. Ryu, and D. I. Song, “A New Algorithm for Interlaced to Progressive Scan Conversion Based on Directional Correlations and its IC Design,” IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 40, No. 2, pp. 119-129, May 1994.
- [5] C.J. Kuo, C. Liao, and C.C. Lin, “Adaptive interpolation technique for scanning rate conversion,” IEEE Trans. On Circuits Systems for Video Technology, vol. 6, no. 3, pp. 317-321, Jun. 1996.
- [6] T. Doyle, “Interlaced to sequential conversion for EDTV applications,” in proc. 2nd Int. Workshop Signal Processing of HDTV, pp. 412-430, Feb. 1998.
- [7] Tao Chen, Hong Ren Wu, and Zheng Hua Yu, “Efficient Deinterlacing algorithm using edge-based line average interpolation,” Optical Engineering, Vol. 39, No. 8, pp. 2101-2105, Aug. 2000.
- [8] Hoon Yoo and Jechang Jeong, “Direction-oriented interpolation and its application to deinterlacing,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 48, Issue 4, pp. 954-962, Nov. 2002.
- [9] Shyh-Feng Lin, Yu-Ling Chang, and Liang-Gee Chen, “Motion adaptive interpolation with horizontal motion detection for deinterlacing,” IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 49, Issue 4, pp. 1256-1265, Nov. 2003.
- [10] Min Kyu Park, Moon Gi Kang, Kichul Nam, and Sang Gun Oh, “New edge dependent deinterlacing algorithm based on horizontal edge

pattern,” IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 49, Issue 4, pp. 1508-1512, Nov. 2003.

[11] Tak-Song Chong, Au, O.C., Wing-San Chau, Tai-Wai Chan, “A content adaptive de-interlacing algorithm,” IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 4923-4926, May 2005.

[12] L.Vandendorpe et al., “Motion-compensated conversion from interlaced to progressive formats,” Signal Process.: Image Commun., vol. 6, pp. 193-211, 1994.

[13] G. Haan and E. B. Bellers, “De-interlacing of video data,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 43, no. 3, pp. 819-825, Aug. 1997.

[14] D. Han, C.-Y Shin, S.-J. Choi, and J.-S park, “A motion adaptive 3-d de-interlacing algorithm based on the brightness profile pattern difference,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 45, no. 3, pp. 690-697, Aug. 1999.

[15] K. Sugiyama and H. Nakamura, “A method of de-interlacing with motion compensated interpolation,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 45, no. 3, pp. 611-616, Aug. 1999.

[16] R. Li, B. Zeng, and M. L. Liou, “Reliable motion detection /compensation for interlaced sequences and its applications to deinterlacing,” IEEE Trans. Circuits Systems for Video Technology, vol. 10, no. 1, pp. 23-29, Feb. 2000.

[17] Y.-Y Jung, B.-T Choi, Y.-J Park, and S.-J. Ko, “An efficient de-interlacing technique using motion compensated interpolation,” IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 46, no. 3, pp. 460-466, Aug. 2000.

김 원 기 (Wonki Kim)

정회원



2000년 8월 한양대학교 전기
전자컴퓨터공학부 졸업
2003년 2월 한양대학교 전자
통신전파공학과 석사
2003년 3월~현재 한양대학교 전
자통신전파공학과 박사과정

<관심분야> image/video coding, mobile video system,
and image processing

진 순 종 (Soonjong Jin)

준회원



2004년 2월 한양대학교 전자
컴퓨터공학부 졸업
2006년 3월 한양대학교 전자
통신컴퓨터공학과 석사
2006년 3월~현재 한양대학교
전자통신전파공학과 박사과정

<관심분야> Image Compression, Image Processing,
H.264/AVC, Transcoding, Multi-view Video
Coding, Scalable Video Coding

정 제 창 (Jechang Jeong)

정회원

“한국통신학회 논문지 제31권 제12C호”