

# 색차 휘도합 영상을 이용한 블록 기반 칼라 영상 분할

°곽 노 윤  
천안대학교 정보통신학부

## Block-based Color Image Segmentation Using CLS Image

°No-Yoon Kwak  
Division of Information and Communication Engineering,  
Cheonan University

### 요 약

본 논문은 칼라 성분들간의 차분 영상과 휘도 영상을 이용하여 산출한 색차 휘도합 영상을 대상으로 블록에 기반한 영상 분할을 수행하여 객체의 형상 정보를 추출함으로써 분할 특성을 개선한 블록 기반 칼라 영상 분할 기법에 관한 것이다. 우선, R, G, B 영상들 간의 차분 성분들을 구하여 합산한 후, 이를 정규화하여 색차합 영상을 구한다. 다음으로 화소 단위로 휘도 영상의 상위 2비트와 정규화된 색차합 영상의 하위 6비트를 결합하여 색차 휘도합 영상을 얻는다. 이후, 기설정된 크기의 블록으로 분할된 색차 휘도합 영상의 각 블록을 질감 블록과 단순 블록 및 에지 블록으로 분류하고 각 유형의 블록별로 병합한 후, 기설정된 마커 배정 규칙에 따라 선택적으로 마커를 부여한다. 마지막으로, 마커가 부여되지 않은 블록을 대상으로 화소 단위의 워터셰드 알고리즘을 적용함으로써 자연스러운 형상 정보를 얻을 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과물 통해 고찰할 때, 제안된 방법은 질감 영역에서의 과분할의 문제와 과도한 연산량의 부담을 효과적으로 경감시킬 수 있다. 더불어, 영상 분할용 파라미터들의 민감도가 낮아 서로 다른 화소 분포 특성을 갖는 영상들에 전역적인 파라미터를 사용할 수 있을 뿐만 아니라 특히, 색차 휘도합 영상에 반영된 색차 성분에 힘입어 저대조 경계면에서의 분할 특성을 현저히 개선시킬 수 있는 이점이 있다.

### 1. 서론

영상 분할(image segmentation)은 주어진 영상에서 의미있는 영역을 분리해 내는 과정을 말하며, 이 과정을 통해 얻어진 정보는 물체 인식 시스템이나 객체 기반 영상 코덱 등의 상위 단계에서 중요한 정보로 이용된다. 영상 분할이 물체 인식 시스템에서 중요하게 취급되는 이유는, 첫째, 영상 분할된 영역들의 경계선은 물체의 형태에 관한 정보를 유지하면서 영상 인식의 상위 단계에서 처리해야 할 자료의 양을 크게 줄일 수 있고, 많은 물체 인식 알고리즘과 쉽게 결합 가능하며, 둘째, 인간이 물체를 인식하는 데 대강의 윤곽선만으로도 인식이 가능한 것처럼 영상에서 대부분의 유용한 정보는 영역간의 경계선에 위치하기 때문이다[1].

특히, 최근 들어 객체 기반 영상 코덱에 대한 표준화가 점진적으로 완료되어 가면서 영상 분할 기술은 이 분야의 핵심 요소 기술로써 부각되고 있다.

오늘날 객체 기반 영상 코덱 기술은 MPEG-4와 MPEG-7, MPEG-21 등으로 대표되는 최근의 영상 표준화 작업과 향후 새롭게 발생될 멀티미디어 서비스 분야에 대한 기술적 요구 및 산업 전반의 환경 변화에

자연 영상 부호화 측면에서 유연하게 대응할 수 있는 대안으로 전면에 부상되고 있다. 향후 국내외 멀티미디어 시장 규모의 약 20%정도를 멀티미디어 부호화 관련 시장이 차지할 것으로 예상되며, 2002년경에는 객체 기반 부호화 방식을 채택하고 있는 MPEG-4 기술이 멀티미디어 부호화 관련 시장의 약 50% 이상을 점유할 것으로 예견되고 있다. 그러나, 이러한 예견이 현실화되기 위해서는 부호화 대상 영상을 의미있는 객체들로 분할할 필요가 있다. 잘 알려진 바와 같이, MPEG-4 표준화에 있어서, 영상 분할 알고리즘은 표준화 부문에 있어 비강제적인(informative) 부분이지만, MPEG-4가 성공적으로 활용되기 위해서는 반드시 요구되는 필수적인 전처리 단계인 것이다. 현재 영상 내 객체 분할을 위해 많이 사용되고 있는 영상 분할 방법은 수학적 형태학(mathematical morphology)을 이용한 기법이다[2][3][4]. 이 방법은 우선 영상 분할을 용이하게 하기 위하여 영상내 잡음 등을 제거하는 단순화(simplification) 과정을 거치고, 단순화된 영상으로부터 근질한 영역임을 나타내는 마커(marker)를 추출한다.

그리고 마커를 중심으로 아직 영역이 확정되지 않은 화소들에 대해서 워터셰드 알고리즘(watershed algorithm)을 사용하여 영역의 정확한 윤곽선을 찾아내는 과정으로 이루어져 있다. 그러나 수학적 형태학을 이용한 영상 분할의 단점은 질감 영역 등에서 과분할된 결과를 출력하는 경향이 있기 때문에 유사한 특징을 가지고 있는 영역들을 병합하는 후처리 과정을 반드시 거쳐야 한다는 점이다. 이와 같이 과분할되는 문제점을 해결하고자 블록 기반 영상 분할 알고리즘이 다수 제안되어 있다[6][7][8]. 제안된 방법에서는 계산량을 감축할 수 있음과 동시에 불필요한 과분할을 효과적으로 억제할 수 있는 것으로 평가받고 있는 블록 기반 영상 분할 알고리즘[9]에 근거하여 객체의 형상 정보를 추출할 수 있는 새로운 블록 기반 칼라 영상 분할 기법을 제안한다.

## 2. 제안된 블록 기반 칼라 영상 분할 기법

제안된 칼라 영상 분할 기법은 크게 두 부분으로 구성되어 있다. 그 하나는 새로운 영상 분할 공간으로 이용할 색차 휘도합 영상을 산출하는 과정이고, 또 하나는 이렇게 산출된 색차 휘도합 영상을 대상으로 블록에 기반한 영상 분할을 수행하여 형상 정보를 추출하는 영상 분할 과정이다. 특히, 후자는 블록 기반 영상 분할 알고리즘[9]에 근거하여 그 처리 과정을 일부 변형함으로써 성능을 개선한 것이다.

### 2.1 색차 휘도합 영상 산출

제안된 방법의 색차 휘도합 영상 산출 과정은 새로운 영상 분할 공간을 정의하는 과정이다. 칼라 성분의 영역적 특징을 효과적으로 반영함과 동시에 과분할을 적절하게 억제하고자 하는 바, 이를 위해 새로운 영역 분할 공간을 다음과 같이 정의한다.

우선, 식(1)과 같이 각 칼라 성분들간의 차분 성분의 절대값을 화소 단위로 합산하여 색차합 영상(Chroma\_Sum)을 산출한 후, 이를 정규화하기 위해 색차합 영상에서 최대 색차합값(chroma\_max)과 최소 색차합값(chroma\_min)을 산출한다.

이후, 이 두 값을 이용하여 색차 휘도합 영상(Chroma\_Sum)을 256 계조로 정규화함으로써 정규화된 색차합 영상(Normal\_Chroma\_Sum)을 얻는다.

$$\begin{aligned} \text{Chroma\_Sum}[i \times M + j] = & |G[i \times M + j] - R[i \times M + j]| \\ & + |B[i \times M + j] - G[i \times M + j]| \\ & + |R[i \times M + j] - B[i \times M + j]| \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Normal\_Chroma\_Sum}[i \times M + j] \\ = & 255 / (\text{chroma\_max} - \text{chroma\_min}) \\ & \times (\text{Chroma\_Sum}[i \times M + j] - \text{chroma\_min}) \end{aligned}$$

다음으로, 휘도 영상의 상위 2비트와 정규화된 색차합 영상의 하위 6비트를 결합하여 색차 휘도합 영상을 얻는다. 다시 말해서, 하위 6비트를 무시한 휘도 영상과 2회 우 쉬프트한, 정규화된 색차합 영상을 이용하여 식(2)와 같이 합산함을 통해 색차 휘도합 영상(CLS; Chroma\_Luma\_Sum)을 생성한다. 이어서, 이렇게 생성한 색차 휘도합 영상을 새로운 영역 분할 공간으로 이

용한다. 그림 1에서 살펴 볼 수 있듯이, 색차 휘도합 영상은 휘도 영상의 하위 6비트를 무시하기 때문에 전체적으로 영상이 단순화되어 부분적으로 일부 윤곽 정보를 잃어버린다. 하지만, 하위 6비트에 해당되는 부분을 색차합 영상이 보충하기 때문에 이러한 문제를 최소화하면서 칼라 성분의 영역적 특징을 적절하게 반영함으로써 양호한 영상 분할 결과를 도출할 수 있도록 토대를 제공한다.

이와 같은 색차 휘도합 영상을 이용하여 영상 분할을 수행할 경우, 과분할이 효과적으로 억제될 뿐만 아니라 서로 다른 화소 분포 특성을 갖는 영상들에 대해 동일한 영역 분할용 파라미터(예컨대, 기준치)들을 적용할지라도 양호한 영상 분할 결과를 획득할 수 있는 장점이다. 즉, 색차 휘도합 영상을 이용할 경우, 영역 분할 파라미터의 민감도를 현저하게 낮출 수 있는 이점이 있다.

$$\begin{aligned} (\text{Chroma\_Luma\_Sum}[i \times M + j] = Y[i \times M + j] \ \& \ 192) \\ + (\text{Normal\_Chroma\_Sum}[i \times M + j] > 22) \end{aligned} \quad (2)$$



(a)LENA

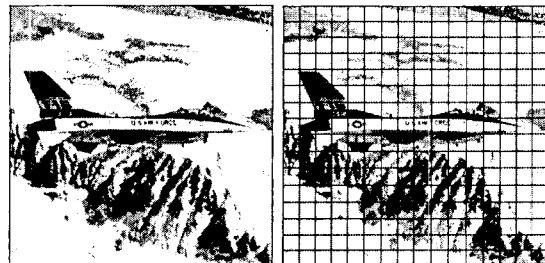
(b)SAILBOAT

그림 1. 정지 영상들의 색차 휘도합 영상

### 2.2 블록 기반 영상 분할

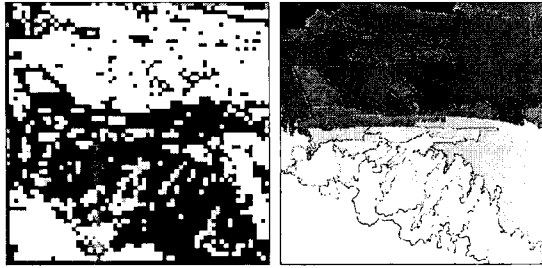
#### 1)블록 분류

우선, 그림 2(a)의 색차 휘도합 영상을 그림 2(b)와 같이 겹치지 않는 4×4 블록으로 분할한 후, 각 블록 단위로 그림 3에 나타난 패턴들 중에서 가장 일치하는 패턴을 찾아 질감 블록(texture block), 단순 블록(monotone block), 에지 블록(edge block) 중 하나로 분류한다.



(a)

(b)



(c) 단순 블록(k=0)  
 (d) 질감 블록(k=1)  
 에지 블록(k=2,3,4,5)

그림 2. 블록 분류 및 마커 추출 과정

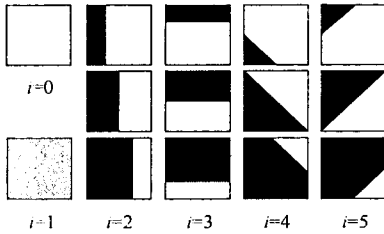


그림 3. 분류된 패턴 유형의 종류

그림 3에서  $i=0$  및  $i=1$ 은 각각 단순 블록 및 질감 블록을 나타내며,  $i=2,3,4,5$ 는 에지 블록을 나타낸다. 이때, 각 에지 블록은 각 방향마다 3개의 유형에 대해 유사도를 조사하게 되는 데, 이 중에서 유사도가 가장 큰 유형을 해당 방향을 대표하는 패턴으로 결정한다. 분할된 블록의 패턴의 유사도를 탐색하기 위해 식(3)에 나타낸 바와 같은 log-likelihood를 이용한다.

$$\ln(P_k) = -\frac{|R_k|}{2} \ln \hat{\sigma}_k^2 + const. \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} (x(i,j) - \hat{r}_k)^2$$

$$\hat{r}_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} x(i,j)$$

여기서,  $P_k$ 는 블록 내 영역  $k$ 의 iid Gaussian 조인트 확률 분포를 나타낸 것이고,  $|R_k|$ 는 블록 내 영역  $k$ 의 총 화소수를,  $\hat{r}_k$  및  $\hat{\sigma}_k^2$ 는 각각 블록 내 영역  $k$ 의 평균 밝기 및 분산값을 의미하는 것이다.

그림 3에서 볼 수 있듯이 단순 블록과 질감 블록에 대해서는 블록 내 하나의 영역만 존재하므로  $\ln(P_k)$ 는  $\ln(P_1)$ 이 된다. 그러나 나머지 블록들에 대해서는 2개의 영역이 존재하므로  $\ln(P_k)$ 는  $\ln(P_1) + \ln(P_2)$ 가 된다. 5가지의 최대 log-likelihood 값 중에 가장 큰 값을 갖는 패턴이 주어진 블록의 데이터와 가장 일치하는 블록으로 간주한다. 그러나 최대 log-likelihood만으로

최적 패턴을 선택하면 편중된(biased) 결과를 얻으므로 식(4)와 같이 수정된 AIC(Akaike's Information Criterion) 기준[10]을 사용한다. 즉, 그림 3의 각각의 일련번호  $i=1,2,3,4,5$ 를 붙이면 주어진 블록 데이터에 대한 최적 패턴  $i^*$ 는 다음과 같다.

$$i^* = \arg \max_{i \in \{1,2,3,4,5\}} [\ln P_i(X) - M^c m(i)] \quad (4)$$

식(4)에서  $i=1$ 일 때는  $m(i)=2$  이고, 다른 경우에는  $m(i)=4$ 가 되고, 여기서,  $M$ 은 블록에서의 총 화소수를 나타내고,  $c$ 는 실험적으로 결정하는 파라미터로 0.4~0.5의 값에서 좋은 결과를 얻을 수 있다. 본 논문에서는  $c$ 의 값으로 0.45를 사용하였다.

한편, 그림 3의 첫 번째 패턴의 경우, 해당 블록의 분산값을 이용하여 단순 블록( $i=0$ )과 질감 블록( $i=1$ ) 중 어느 하나로 세분한다. 본 논문에서는 단순 및 질감 블록 분류용 기준치로 100을 사용하였다. 즉, 해당 블록의 분산값이 100보다 작으면 단순 블록으로 분류하고, 그렇지 않으면 질감 블록으로 분류한다.

더불어, 제안된 방법에서는 각 블록이 그림 3의 패턴 유형 중 어떤 패턴으로 분류되었는가와 상관없이 해당 블록의 분산값이 기설정된 기준치(즉, 단순 및 질감 블록 분류용 기준치, 100)보다 작으면, 모두 단순 블록( $i=0$ )으로 분류되도록 함으로써 불필요한 과분할이 발생하는 것을 차단한다. 즉, 해당 블록이 에지 블록으로 분류되었을지라도 그 블록의 분산값이 기준치보다 작으면 무조건 단순 블록( $i=0$ )으로 분류한다.

이러한 분류 규칙과, 분할 블록의 크기를  $8 \times 8$ 이 아닌  $4 \times 4$ 로 선택한 것, 그리고 그림 3과 같이 에지블록의 각 방향 패턴을 하나의 유형이 아닌 세 개의 유형 중 어느 하나로 태입되도록 한 것이, 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘[9]과 제안된 방법의 블록 분류 과정과의 차별화된 처리 부분이다.

분산값이 기준치보다 큰 나머지 패턴들은 순서대로 수평 에지 블록( $i=2$ ), 수직 에지 블록( $i=3$ ), 45° 대각선 에지 블록( $i=4$ ), 135° 대각선 에지 블록( $i=5$ )을 나타낸 것이다. 이러한 블록 분류 과정을 거치면 영상이 블록단위로 나누어진 상태가 되고, 나누어진 블록들에 대해서 질감, 단순 또는 에지 블록들에 해당하는 레이블이 부여된다. 그림 2(c)는 블록이 분류된 결과를 나타낸 것이고, 그림 2(d)는 분류된 블록과 후술할 워터셰드 알고리즘에 의해 최종적으로 마커가 부여된 영상을 예시한 것이다.

2)블록 병합

블록 분류가 완료되면, 분류된 블록들 중에서 질감 블록 및 단순 블록들에 대해서만 인접한 블록들의 블록 내 평균 밝기를 조사하여 유사한 블록들을 병합하는 블록 병합 과정을 수행한다. 단순 블록 및 질감 블록은 각각 식(5)와 식(6)을 사용하여 블록들 간의 동질성을 판단한다.

$$\text{If } \{MB(i,j) - MB(m,n) < TH\_M \} \\ \text{merge } MB(m,n) \text{ to } MB(i,j) \quad (5) \\ (m,n) = (i,j-1), (i,j+1), (i-1,j), (i+1,j)$$

$$\begin{aligned} & \text{If } \{TB(i,j) - TB(m,n) < TH\_T\} \\ & \text{merge } TB(m,n) \text{ to } TB(i,j) \quad (6) \\ & (m,n) = (i,j-1), (i,j+1), (i-1,j), (i+1,j) \end{aligned}$$

식(5)와 식(6)에서 MB(i,j)와 TB(i,j)는 각각 단순 블록과 질감 블록의 평균 밝기값을 나타낸 것이다. MB(m,n)과 TB(m,n)은 이웃하는 블록들의 평균 밝기값을 나타낸다. 본 논문에서는 질감 블록 병합용 임계치(TH\_T)로 100을, 단순 블록 병합용 임계치(TH\_M)로 50을 사용하였다. 결과적으로, 블록 병합 과정을 거친 영상은 단순 블록으로 이루어진 영역들과, 질감 블록으로 이루어진 영역들, 그리고 에지 블록들로 이루어진 미결정 영역들로 구분된다. 여기에서 병합된 질감 영역과 단순 영역을 마커로 사용한다.

3)마커 추출 및 윤곽선 결정

블록 병합 과정이 완료되면, 병합된 단순 블록들과 질감 블록들에게 동일한 영역 안의 블록들임을 나타내는 마커를 부여한다. 이때, 영상 부호화의 효율성을 높이기 위하여 일정 수 미만의 블록으로 이루어진 영역에 대해서는 마커를 할당하지 않는다. 즉, 수학적 형태학에서 사용되었던 일정 수 미만의 화소로 이루어진 영역들의 마커를 제거하듯이, 제안된 방법에서도 그와 같은 방법을 이용하는 것이다.

시뮬레이션 결과를 통해 고찰할 때, 가령, 블록의 크기가 4×4인 경우, 영역의 크기가 8~10의 블록을 합한 크기보다 작은 영역에는 마커를 할당하지 않는 것이 바람직하다. 본 논문에서는 10개의 블록을 합한 크기보다 작은 영역에는 마커를 할당하지 않았다. 이렇게 마커가 제거된 영역들과 에지 블록들은 미결정 블록들로 남겨둔다.

마지막으로, 이 미결정 블록들에 대해 화소단위의 워터셔드 알고리즘을 적용하면 자연스러운 윤곽선을 얻을 수 있다. 즉, 이들 미결정 블록들은 화소 단위로 인접한 이웃 영역에 최종적으로 할당된다. 이때 사용되는 워터셔드 알고리즘은 기존의 방법인 수학적 형태학 알고리즘에서 사용되는 것과 동일한 것으로 인접 영역의 평균 밝기의 차이를 이용하여 미결정 블록들을 화소 단위로 가장 알맞은 영역에 병합한다. 다만, 수학적 형태학적 알고리즘에서는 마커 추출 후 제거된 화소 단위 미소 영역에 대해서만 워터셔드 알고리즘을 적용하는 반면, 제안된 알고리즘에서는 블록 단위의 마커를 생성한 후, 블록단위로 마커가 제거된 미소 영역과 블록 분류 후 생긴 에지 블록들에 한해서 워터셔드 알고리즘을 적용한다.

3. 시뮬레이션 결과 및 고찰

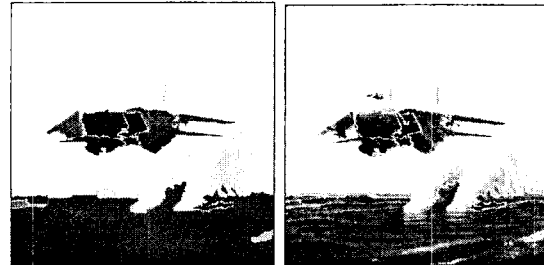
본 논문에서는 제안된 방법의 타당성과 보편성을 평가하기 위해, 서로 다른 화소 분포 특성을 갖는 24 비트 트루칼라(true color) 512×512 크기의 칼라 정지 영상인 TOMCAT, TIFFANY, CROWNMLK, LENA, SAILBOAT, AIRPLANE을 대상으로 Microsoft Visual C++ 6.0을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다.

영상 분할은 그 특성상 적용 알고리즘의 성능 평가에 있어서, 공인된 정량적 평가 방법이 부재한 바, 객관성을 완벽하게 보장하긴 어렵지만 불가피하게 분할 결과에 대한 주관적 평가에 의존하는 것이 일반적이다.

그림 4~그림 9는 제안된 방법과 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘[9]을 적용한 각종 시험 영상의 최종 영역 분할 결과를 각각 영역 평균 영상과 휘드 영상에 중첩되게 도시한 것이다.

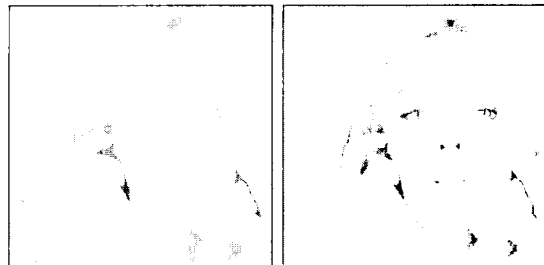


(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘

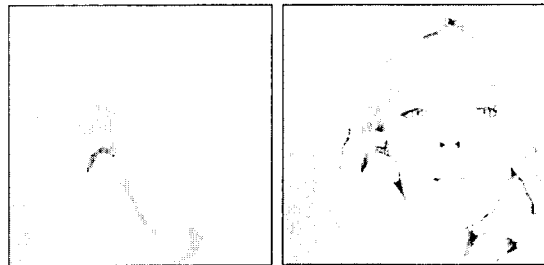


(b)제안된 방법

그림 4. 각 방법을 적용한 TOMCAT의 최종 영역 분할 결과

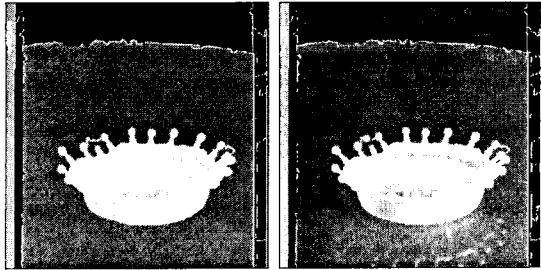


(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘

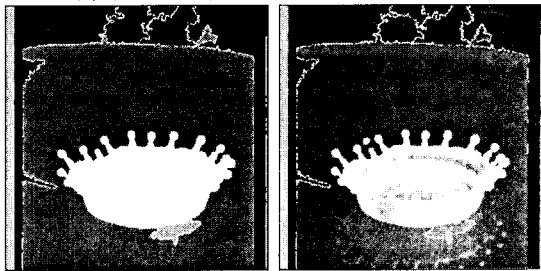


(b)제안된 방법

그림 5. 각 방법을 적용한 TIFFANY의 최종 영역 분할 결과



(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘



(b)제안된 방법

그림 6. 각 방법을 적용한 CROWNMLK의 최종 영역 분할 결과



(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘



(b)제안된 방법

그림 7. 각 방법을 적용한 LENA의 최종 영역 분할 결과

컴퓨터 시뮬레이션에 있어서, 제안된 방법과 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘은 공히, 4×4 블록 크기를 사용하고 있고, 단순 및 질감 블록 분류용 기준치는 100이고,  $c$  값은 0.45, 질감 블록 병합용 임계치 및 단



(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘

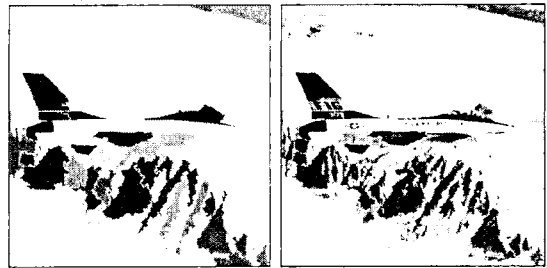


(b)제안된 방법

그림 8. 각 방법을 적용한 SAILBOAT의 최종 영역 분할 결과



(a)기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘



(b)제안된 방법

그림 9. 각 방법을 적용한 AIRPLANE의 최종 영역 분할 결과

순 블록 병합용 임계치는 각각 100 및 50을 동일하게 사용하고 있다. 다만, 마커 제거 영역용 블록수만 각각 10 블록 및 8 블록 미만으로 서로 다르게 사용하고 있다. 이상의 열거한 두 알고리즘의 영상 분할용 파라미터들은 그림 4~그림 9에 예시한 각 시험 영상마다 상

이하게 적용한 것이 아니라 대상이 된 전체 시험 영상들에 전반적으로 적합한 값을 실험적으로 선정함으로써, 모든 시험 영상에 동일한 파라미터들을 적용하여 시뮬레이션하였다.

제안된 방법과 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘의 장점은 공히, 수학적 형태학을 이용한 영상 분할의 단점인 질감 영역에서 과분할 문제와 과도한 연산량의 부담을 용이하게 해결할 수 있다는 점이다.

다만, 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘[9]의 문제점으로 지적할 수 있는 것은, 저대조 평탄 영역에서의 분할 특성이 불량하다는 점과 제안된 방법에 비해 상대적으로 영상 분할용 파라미터들의 민감성이 높기 때문에 모든 영상에 대해 동일한 파라미터를 사용할 경우, 그 분할 특성의 편차가 크다는 것이다.

제안된 영상 분할 기법은 색차 휘도합 영상에 반영된 색차 성분에 힘입어 색차 거리가 먼 영역을 효과적으로 분할하는 특징을 가지고 있다. 특히, 이러한 색차 거리의 반영에 힘입어 저대조 평탄 영역에서의 분할 특성이 양호한 편이다.

그러나, 제안된 방법은 칼라 영상에만 적용할 수밖에 없다는 제한 사항이 있으며 색차 성분과 휘도 성분이 합산될 시에 원하지 않는 질감 영역이 생성되면서 해당 영역에 불필요한 과분할을 야기시키는 단점을 갖고 있다. 더불어, 비교적 작은 연산량이지만, 색차 휘도합 영상을 산출하기 위한 별도의 추가적인 연산량이 발생되는 단점이 있다.

#### 4. 결론

본 논문은 칼라 성분들간의 차분 영상과 휘도 영상을 이용하여 산출한 색차 휘도합 영상을 대상으로 블록에 기반한 영상 분할을 수행하여 객체의 형상 정보를 추출함으로써 분할 특성의 향상을 기할 수 있었다.

평가 결과를 고찰할 때, 제안된 방법은 질감 영역에서의 과분할의 문제와 과도한 연산량의 부담을 효과적으로 경감시킬 수 있다. 그리고 영상 분할용 파라미터들의 민감도가 낮아 서로 다른 화소 분포 특성을 갖는 영상들에 전역적인 파라미터를 사용할 수 있는 것이 특징이다. 특히, 색차 휘도합 영상에 반영된 색차 성분에 힘입어 저대조 경계면에서의 분할 특성을 적절하게 개선시킬 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다.

제안된 방법과 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘의 영역 분할 결과를 면밀하게 검토해 보면, 다음과 같은 공통적인 특징이 있음을 발견할 수 있다. 즉, 제안된 방법은 대체적으로 질감 영역에서의 분할 특성이 양호한 반면, 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘은 단순 영역에서의 분할 특성이 양호하다는 것을 발견할 수 있다. 제안된 방법에 있어서, 단순 영역에 분할 특성이 다소 불량한 부분이 발생하는 것은, 앞서 지적한 바와 같이, 단순 영역에 색차 성분과 휘도 성분이 합산될 시에 원하지 않는 질감 영역과 화소 분포 특성이 다른 평탄 영역이 새롭게 생성되면서 해당 영역에 불필요한 분할을 야기시키는 것에 기인한다.

향후, 두 알고리즘의 장점을 적응적으로 결합함으로써 이상과 같은 단점을 보완하기 위한 추가적인 연구

가 진행되어야 할 것으로 사료된다.

#### 참고 문헌

- [1] 이화정, 김황수, "픽셀간의 칼라공간에서의 거리와 이웃관계를 고려하는 할리스터링을 통한 칼라영상 분할", 정보과학회논문지, Vol. 27, No. 10, pp. 1038-1045, Oct. 2000.
- [2] P. Salembier and M. Pardas, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Sequence Coding" *IEEE Trans. on Image processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.
- [3] P. Salembiers, "Morphological Multiscale Segmentation for Image Coding" *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 38, pp. 359-386, Sep. 1994.
- [4] Luc Vicent, Pierre Soille, "Watershed in Digital Space : An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulation" *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, Jun. 1991.
- [6] C. S. Won and D. K. Park, "Image Block Classification and Variable Block Size Segmentation Using a Model-Fitting Criterion" *SPIE Optical Engineering*, pp. 2204-2209, Aug. 1997.
- [7] 임재혁, 박동권, 황정수, 최윤식, 원치선, "3차원 블록 단위 객체 분할", 제10회 신호처리학술대회 논문집, vol. 10, pp. 51-54, Oct. 1998.
- [8] C. S. Won, "Extracting and Homogeneous Regions Using Block-based MAP Segmentation", *Proceedings of WIAMIS '97*, pp. 162-172, 1997.
- [9] 임재혁, 박동권, 원치선, "블록분류와 워터셰드를 이용한 영상분할 알고리즘", 대한전자공학회 논문지, Vol. 36-S, No. 1, pp.81-9, Jan. 1999.
- [10] C. S. Won and H. Derin, "Unsupervised Segmentation of noisy and Textured Images Using Markov Random Fields", *CVGIP : Graphical Models and Image Processing*, vol. 54(4), no. 8, pp. 2040-2060, Aug. 1992.