

工學碩士 學位論文

웨이브렛 프레임과 공간 정보를 이용한

질감 영상 분할

Texture Segmentation Using Wavelet Frame and
Spatial Information

指導教授 趙 奭 濟

2002年 2月

韓國海洋大學校 大學院

制御計測工學科

芮 秉 喆

本 論文을 芮秉喆의 工學碩士 學位論文으로 認准함

委 員 長 工學博士 劉 永 昊 ㉠

委 員 工學博士 河 潤 秀 ㉠

委 員 工學博士 趙 奭 濟 ㉠

2002年 2月

韓國海洋大學校 大學院

制御計測工學科 芮 秉 喆

목 차

제 1 장 서론	1
제 2 장 웨이브렛 패킷 프레임을 이용한 질감 영상 분할	4
2.1 웨이브렛 변환	4
2.1.1 연속 웨이브렛 변환	7
2.1.2 이산 웨이브렛 변환	8
2.1.3 다중해상도 분석.....	12
2.2 웨이브렛 패킷 프레임과 포락선을 이용한 질감의 특징 추출	15
2.3 질감 영상 분할	19
제 3 장 웨이브렛 변환과 공간 정보를 이용한 질감 영상 분할	20
3.1 질감 영상 분할을 위한 특징 추출	20
3.1.1 이산 웨이브렛 프레임을 이용한 질감 특징 추출	20
3.1.2 공간 정보를 이용한 질감 특징 추출	22
3.2 웨이브렛 프레임과 공간 정보를 이용한 질감 영상 분할... 24	
제 4 장 실험 및 고찰	27
제 5 장 결 론	37

Texture Segmentation Using Wavelet Frame and Spatial Information

Byung-Gil Ye

*Dept. of Control & Instrumentation Engineering
Graduate School, Korea Maritime University*

Abstract

This paper introduces a texture segmentation method that relies on envelope values of discrete wavelet frame coefficients and spatial information. A texture is characterized by a set of channel variances estimated at the output of the corresponding filter bank. Wavelet transform that is combination of filter banks is usefully tool for feature extraction of texture. We use envelope of discrete wavelet frame for feature extraction of texture using wavelet transform. But this method is sensitive to filter selection and have problem that calculation is complicated.

The proposed method removes these problems. We use wavelet frame instead of wavelet packet frame to reduce expenditure and add Coordinate Values to feature for efficient segmentation. In experiment, this method is proved that is efficient than the previous method using wavelet packet frame.

제 1 장 서 론

질감(Texture)은 화소 값들의 공간적인 배열로 표현되어지는 속성으로 부드러움, 거침, 규칙적임 등으로 묘사할 수 있다^[1]. 이러한 질감으로 이루어진 영상을 질감 영상이라 하며, 모피, 곡물류, 위성 사진과 의료 영상 등이 여기에 속한다^[2]. 최근 이러한 질감 영상들을 분석하기 위하여 질감 영상 분할이 많이 연구되어지고 있다. 질감 영상 분할이란 질감 영상에서 비슷한 질감 별로 분할하는 것을 말한다^[3]. 질감 영상 분할은 질감에 대한 모든 속성을 정확히 정의할 수 없기 때문에 분할하는데 많은 어려움이 있다. 이러한 이유로 질감을 묘사하기 위한 많은 특징들이 제안되었고, 여러 가지 질감 영상을 분할하기 위한 방법들이 제안되어 왔다^[4-8].

질감 영상을 분할하기 위해서는 먼저 영상에서 질감을 구분할 수 있는 특징을 추출하여야 한다. 질감의 특징을 추출하는 방법으로는 크게 통계적인 방법, 구조적인 방법 그리고 스펙트럼을 이용한 방법 등이 있다^[1, 4, 8]. 통계적인 방법은 일정 영역 내 명암도의 통계적인 특징을 이용하는 방법으로 질감을 부드러움, 거침, 알갱이 모양 등으로 표현한다. 이 방법은 계산이 단순하다는 장점이 있지만, 일정 크기의 영역만 묘사할 수 있다는 문제점이 있다. 구조적인 방법은 화소 값들의 규칙적인 배열 상태를 다루는 방법으로 가까운 이웃 화소 간의 공간적인 상호작용만을 표현할 수 있고 전반적인 특징을 알지 못한다는 단점이 있다. 스펙트럼을 이용한 방법은 주파수 영역에서 질감의 특징을 추출하는 방법으로 푸리에 스펙트럼의 성질을 이용하여 영상의 전반적인 주기성을 검출하는데 주로 사용된다. 그러나 이 방법은 영상의 국부적인 묘사를 할 수 없다는 단점이 있다.

최근 필터링을 이용하여 질감의 특징을 추출하는 방법들이 제안되고

있는데, 이는 질감마다 주파수 성분을 가지는 성질을 이용한 것으로, 질감 영상을 주파수 대역 별로 분할하여 질감의 특징을 추출하는 방법이다^[9, 10]. 이 중 웨이브렛 변환을 이용한 방법이 가장 많이 사용된다^[11-14].

웨이브렛 변환은 정규직교기저(orthonormal basis)의 저대역 통과필터와 고대역 통과필터로 구성된 필터 뱅크(filter bank)를 이용하여 영상을 다중해상도(multi-resolution)로 분해하는 것이다^[15]. 이는 국소적인 영역과 전체적인 영역의 정보를 가지면서 공간과 주파수 영역에서의 묘사가 모두 가능하다는 장점이 있다^[16-18]. 웨이브렛 변환을 이용하여 질감 영상을 분할하기 위해서는 변환 후 웨이브렛 계수(wavelet coefficient) 간의 연관성을 추출해야 한다^[3, 12, 19-24]. 최근 간단하면서도 효과적으로 질감의 특징을 추출하기 위해 웨이브렛 계수들의 포락선(envelop)이 이용되고 있다. 이는 질감의 특징을 추출하기 위하여 이산 웨이브렛 패킷 프레임(DWPF: Discrete Wavelet Packet Frame)^[16]을 수행하고, 얻어진 계수들의 포락선을 사용하여 질감의 특징을 추출하는 방법이다^[26]. 이산 웨이브렛 패킷 프레임은 주파수의 전 영역을 동일한 대역으로 분해하는 것으로 계산량이 많고, 특징 벡터가 커져 처리 시간이 길어진다는 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 이산 웨이브렛 패킷 프레임 대신에 이산 웨이브렛 프레임(DWF: Discrete Wavelet Frame)^[19]을 이용하여 질감 영상을 분할하는 방법을 제안한다. 일반적인 영상은 주로 저주파 성분이 많기 때문에 이산 웨이브렛 프레임을 사용하여 고대역에선 분해능을 낮추고, 저대역에서는 분해능을 높인다. 제안한 영상 분할 방법은 먼저 이산 웨이브렛 프레임을 이용하여 입력 영상을 여러 주파수 영역으로 분해하고, 각 영역에서 질감의 특징을 추출하기 위해 분해된 영상의 포락선을 구한다. 그리고 고대역에서의

낮은 분해능을 보완하고 잡음의 영향을 제거하기 위해 화소의 공간 정보를 이용한다. 공간 정보는 각 화소의 위치 좌표값을 사용한다. 그리고 위치 좌표값에 가중치를 곱하여 웨이브렛 계수의 크기와 맞춘다. 구해진 포락선 값과 공간 정보로 특징 벡터를 만들고, 클러스터링 알고리즘으로 영상을 분할한다. 이산 웨이브렛 패킷 프레임은 저주파 성분인 근사(approximation) 영상과 고주파 성분인 상세(detail) 영상에 대해 변환을 하는 반면, 이산 웨이브렛 프레임은 상세 영상에 대해서만 변환을 하므로 변환 단계가 높아질수록 계산량이 많이 줄어든다. 실험을 통해 기존의 방법보다 영상 분할 처리 시간이 빨라지고 영상 분할 결과가 더 우수함을 알 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 웨이브렛 변환과 기존의 웨이브렛 변환을 이용한 질감 영상 분할에 대해 설명하고, 3장에서는 기존의 방법을 개선한 영상 분할 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험으로 제안한 질감 영상 분할 방법의 성능을 확인하며, 마지막 5장에서는 앞에서 실험한 결과를 토대로 결론을 맺는다.

제 2 장 웨이브렛 패킷 프레임을 이용한 질감 영상 분할

질감은 같은 영역 안에서 서로 다른 밝기 값이 주기적으로 나타나는 성질이 있다. 따라서 웨이브렛 변환을 사용하여 여러 주파수 대역으로 해석한다면 질감을 쉽게 표현할 수 있고, 질감 영상을 효과적으로 분할할 수 있다. 기존의 질감 영상 분할 방법은 먼저 웨이브렛 변환 방법 중 웨이브렛 패킷 프레임을 이용하여 입력 영상을 여러 주파수 대역으로 나누어 해석하고, 각 대역에서 출력된 영상들의 특징을 표현하기 위해 포락선을 구한다. 각 화소에서의 포락선 값을 이용하여 클러스터링 방법으로 영상 분할을 한다. 그림 2.1은 기존의 웨이브렛 패킷 프레임을 이용한 질감 영상 분할 알고리즘의 순서도를 나타낸 것이다.

2.1 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환이란 여러 주파수 대역에서 시간과 주파수의 해상도를 변환시키면서 신호를 분해하는 것으로 주파수 성분을 가지는 질감을 표현하는데 아주 유용하다. 그림 2.2는 임펄스가 첨가된 정현파 신호를 시간, 주파수와 시간-주파수 영역에서 분석한 것이다. 그림 2.2의 (a)는 시간 t_0 에서 임펄스가 첨가된 정현파 신호를 나타낸 것이다. 그림 2.2의 (b)는 시간 영역에서 신호를 분석한 것으로 주파수 성분을 알지 못한다. 그림 2.2의 (c)는 푸리에 변환에 의해 주파수 영역에서의 신호를 일정한 해상도로 분석한 것으로 시간 정보를 가지지 못한다. 그림 2.2의 (d)는 웨이브렛 변환을 이용해 시간-주파수 영역에서 신호를 분석한 것으로 그림에 보듯이 전영역에서 일정한 주파수를 가진 신호가 존재하고 시간 t_0 에서 임펄스가 존재한다는 것을 알 수 있다.

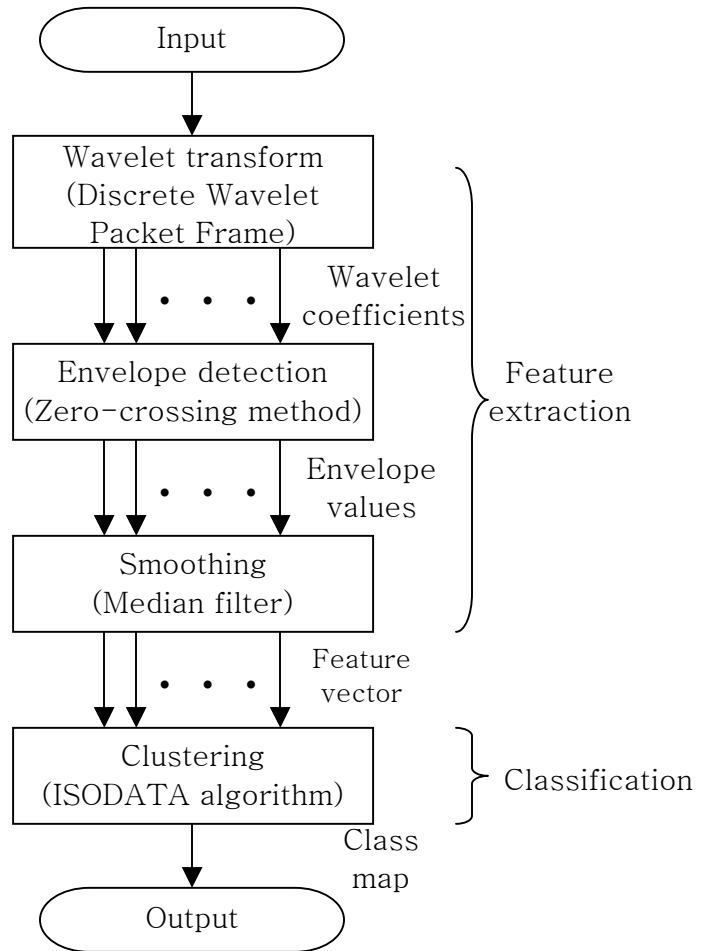
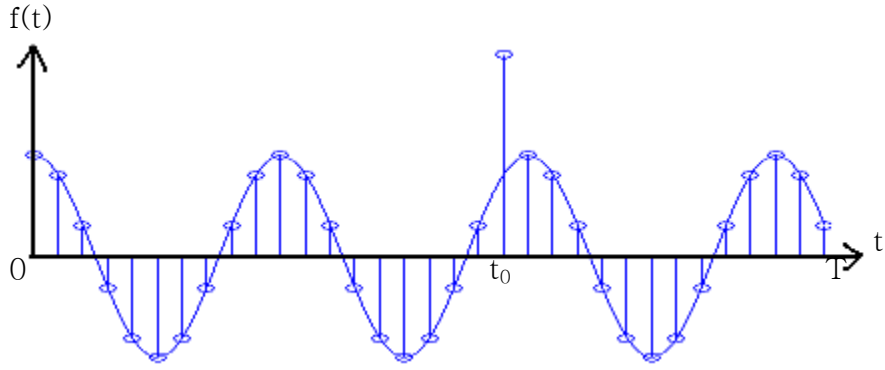
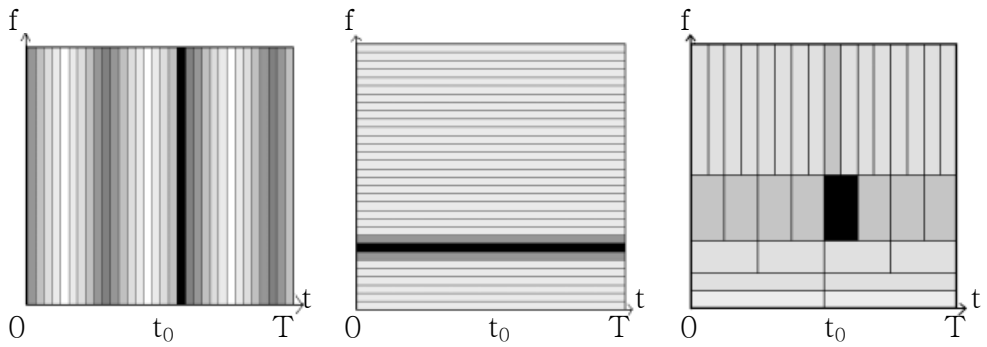


그림 2.1 웨이브렛 패킷 프레임을 이용한
질감 영상 분할 알고리즘 순서도

Fig. 2.1 Flowchart of texture segmentation
using wavelet packet frame



(a) 임펄스가 첨가된 정현파 신호



(b) 시간 영역에서의 해석

(c) 주파수 영역에서의 해석

(d) 시간-주파수 영역에서의 해석

그림 2.2 임펄스가 첨가된 정현파 신호의 시간, 주파수, 시간-주파수 영역에서의 해석

Fig. 2.2 Impulse plus sinusoid signal, an analysis in time, frequency, and time-frequency of the signal

2.1.1 연속 웨이브렛 변환

연속 웨이브렛 변환은 주어진 연속 신호를 서로 다른 해상도를 갖는 웨이브렛 평면에 투사하여 여러 개의 해상도로 분해하는 것이다^[8]. 여기서 웨이브렛 평면은 기본 웨이브렛(mother wavelet)을 확장(dilation) 및 천이(translation)시킨 기저 함수들로 구성된다. 이때 기본 웨이브렛 함수는 시간 및 주파수 영역에서 국부 영역에 존재하고 식 (2.1)과 식 (2.2)와 같은 허용조건을 만족해야 한다.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.2)$$

여기서 $\psi(t)$ 는 기본 웨이브렛 함수를 말하며 그림 2.3은 기본 웨이브렛 함수의 예를 나타낸 것이다.

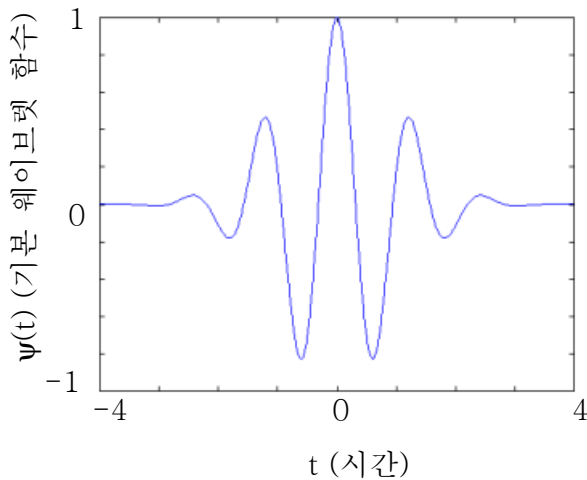


그림 2.3 기본 웨이브렛의 예

Fig. 2.3 Example of mother wavelet

연속 웨이브렛 변환은 기저 함수와 입력 함수의 내적으로 구할 수 있는데, 이때 기저 함수는 기본 웨이브렛 함수를 a 만큼 스케일하고 b 만큼 천이시킨 함수로 구성되며, 기저 함수 $\psi_{a,b}(t)$ 는 식 (2.3)과 같다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.3)$$

함수 $f(t)$ 의 연속 웨이브렛 변환은 식 (2.4)와 같이 정의되며, 그림으로 나타내면 그림 2.4와 같다.

$$\begin{aligned} W(a,b) &= \langle \psi_{a,b}(t) | f(t) \rangle \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{a,b}^*(t) f(t) dt \end{aligned} \quad (2.4)$$

여기서 *는 공액복소(conjugate complex)를 의미한다. $\psi_{a,b}(t)$ 는 그림 2.5에서 보듯이 스케일 a 가 커지면 웨이브렛은 팽창되어 주파수가 낮아지고, a 가 작아지면 웨이브렛은 압축되어 고주파수로 된다. 즉, 웨이브렛 변환은 a 의 크기에 따라 고대역과 저대역의 성분을 추출할 수 있다.

2.1.2 이산 웨이브렛 변환

이산 신호에 웨이브렛 변환을 적용하기 위해서는 연속 웨이브렛 변환을 이산화해야 한다. 또한 연속 웨이브렛 변환은 모든 스케일에 대해 신호를 분석하므로 계산량이 많아진다는 문제점이 있다. 이를 개선하기 위해 스케일과 천이를 2의 제곱으로 변화시킨 것을 이산 웨이브렛 변환이라고 하며 입력 신호를 계층적으로 고주파 대역과 저주파 대역 신호로 나누는 것이다. 우선 신호 S 를 그림 2.6과 같이 저대역과

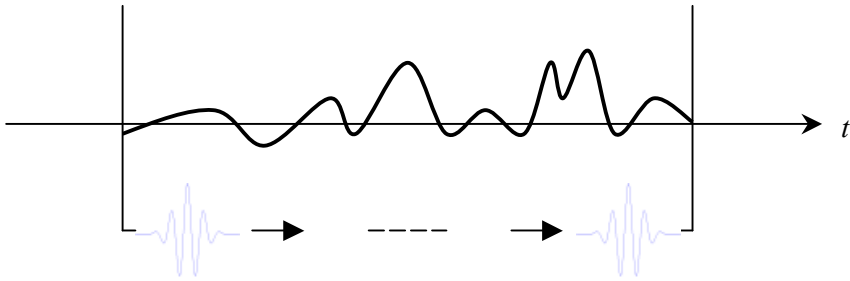


그림 2.4 연속 웨이브렛 변환

Fig. 2.4 Continuous wavelet transform

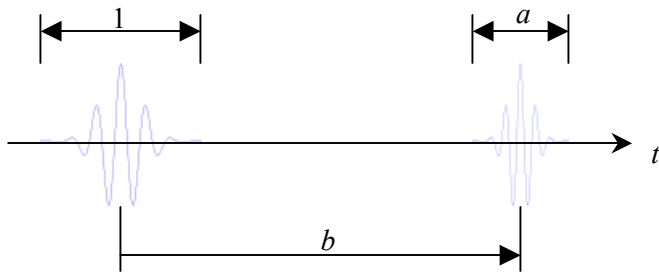
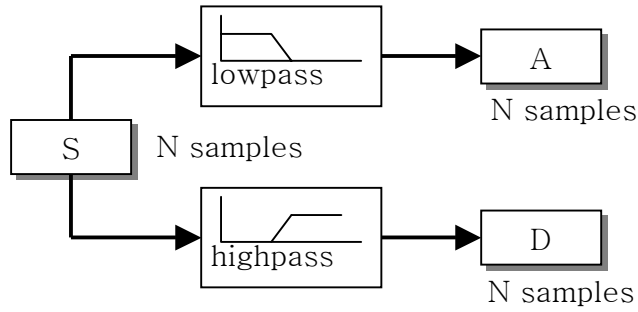
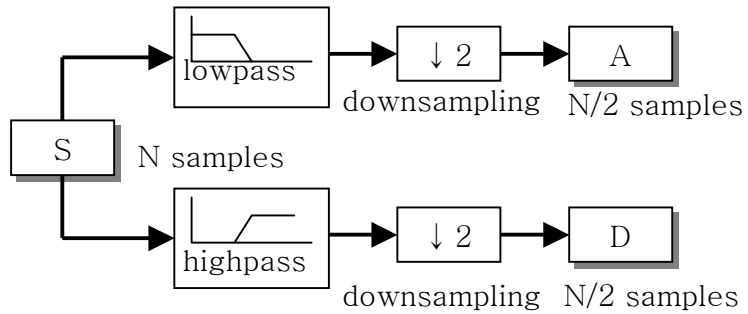


그림 2.5 기본 웨이브렛의 스케일과 천이

Fig. 2.5 Scale and translation of mother wavelet



(a) 저대역 통과 필터와 고대역 통과 필터의 출력 신호와 데이터 수
(이산 웨이브렛 프레임)



(b) 두 필터의 출력 신호와 다운샘플링 후 데이터 수
(이산 웨이브렛 변환)

그림 2.6 두 필터의 출력 신호와 데이터 수를 줄이기 위한 다운샘플링

Fig. 2.6 Output signals of two filters and downsampling

고대역 통과 필터를 사용하여 근사 신호 A와 상세 신호 D로 나눈다. 출력된 신호를 다시 필터링을 하는데, 대부분의 경우 저주파 성분인 근사 신호에 정보가 집중되어 있기 때문에, 다음 단계에서는 근사 신호만을 필터링한다. 이때 출력 데이터의 수가 두 배로 증가하기 때문에, 각 과정에서 다운샘플링(downsampling)을 수행한다. 이산 웨이블릿 변환 과정 중 다운샘플링을 하지 않는 것을 이산 웨이블릿 프레임이라고 한다. 그림 2.6은 이산 웨이블릿 프레임과 이산 웨이블릿 변환의 구조 및 변환 후 출력되는 데이터 양을 비교한 것이다. 여기서 $\downarrow 2$ 는 다운샘플링을 나타낸다.

영상에서의 웨이블릿 변환은 수평 방향으로 고주파와 저주파 필터링을 한 후, 이를 다시 수직 방향으로 고주파와 저주파 필터링을 한다. 그림 2.7은 영상의 이산 웨이블릿 변환 과정과 결과를 나타낸 것이다. 여기서 H와 G는 각각 저대역과 고대역 필터를 나타내고, $2\downarrow 1$ 과 $1\downarrow 2$ 는 각각 수평과 수직 방향의 다운샘플링을 나타낸다.

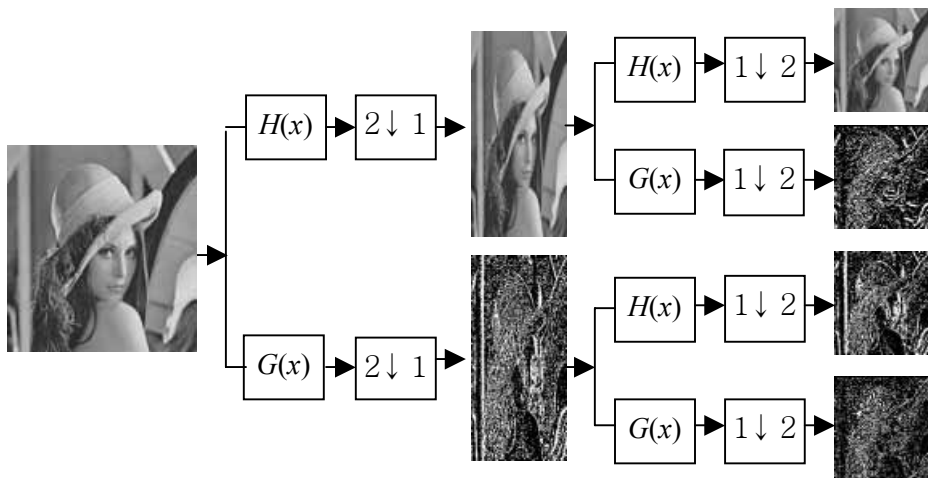


그림 2.7 영상의 웨이블릿 변환 과정

Fig. 2.7 Process of wavelet transform of image

2.1.3 다중해상도 분석

웨이브렛 변환으로 신호를 여러 주파수대역에서 시간과 주파수의 해상도를 변환시키면서 분석하는 것을 다중해상도 분석이라고 한다. 여기서 웨이브렛 변환은 고주파 대역에서는 시간 분해능을 높이고, 저주파 대역에서는 주파수 분해능을 높이는 옥타브(octave) 대역 분할을 통해 국부성을 가지고 신호를 표현하는 것으로, 다양한 질감이 포함된 영상을 분석하는데 용이하다.

웨이브렛 변환을 이용하여 신호를 분석하는 방법으로는 이산 웨이브렛 변환, 이산 웨이브렛 프레임, 이산 웨이브렛 패킷 변환 및 이산 웨이브렛 패킷 프레임이 있다. 그림 2.8, 2.9, 2.10 그리고 2.11은 각각 이산 웨이브렛 변환, 이산 웨이브렛 프레임, 이산 웨이브렛 패킷 변환 그리고 이산 웨이브렛 패킷 프레임의 처리 구조를 나타낸 것이다. 이산 웨이브렛 프레임과 이산 웨이브렛 패킷 프레임이 비록 이산 웨이브렛 변환과 이산 웨이브렛 패킷 변환보다 비효율적이지만, 필터 선택의 제한이 적고, 겹침(aliasing)이 일어나지 않고, 변화에 강하고^[19], 하나의 화소에서 쉽게 특징을 추출할 수 있는 장점이 있기 때문에 영상 분할을 할 때 이산 웨이브렛 프레임과 이산 웨이브렛 패킷 프레임을 많이 사용한다. 이산 웨이브렛 프레임이 근사 영상만 다시 분해하는데 반해, 이산 웨이브렛 패킷 프레임은 근사 영상과 상세 영상 두 부분을 각각 분해한다. 따라서 이산 웨이브렛 패킷 프레임은 이산 웨이브렛 프레임보다 계산량이 많아지지만 주파수 대역을 세밀하게 나누어 신호를 분석하는 장점이 있다. 그림 2.8과 2.10을 보면, 1차원 신호에서 이산 웨이브렛 프레임이 한 단계에서 한 번의 필터링이 이루어지는 반면, 이산 웨이브렛 패킷 프레임은 한 단계에서 두 번의 필터링이 이루어진다.

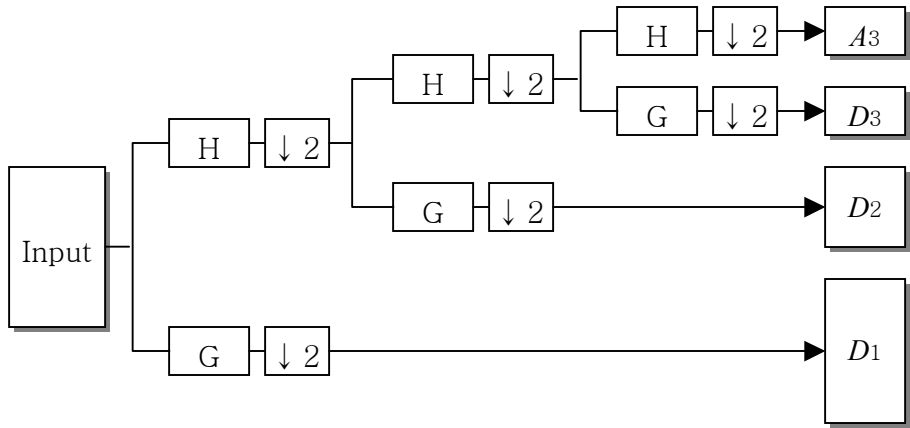


그림 2.8 이산 웨이브렛 변환의 구조

Fig. 2.8 Structure of DWT

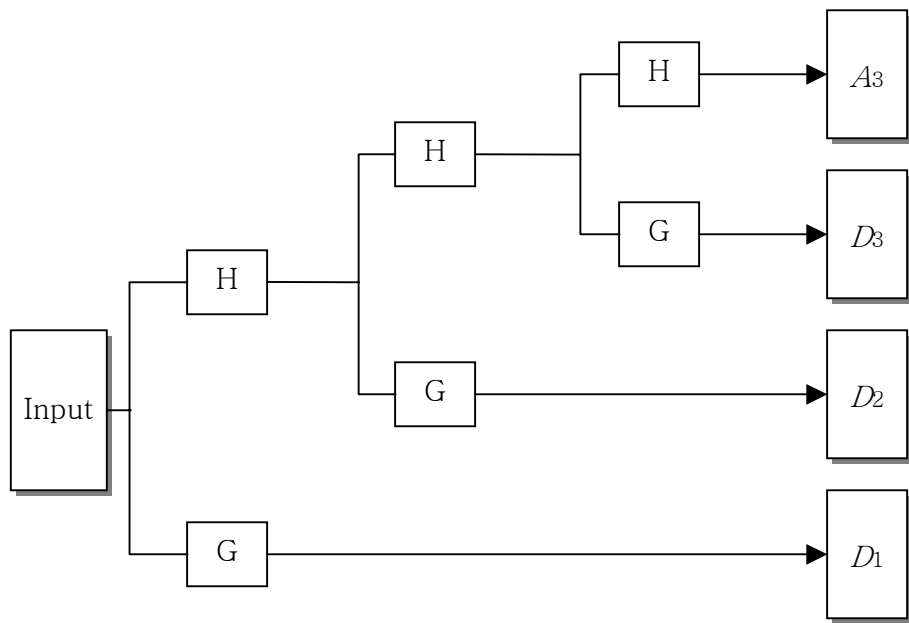


그림 2.9 이산 웨이브렛 프레임의 구조

Fig. 2.9 Structure of DWF

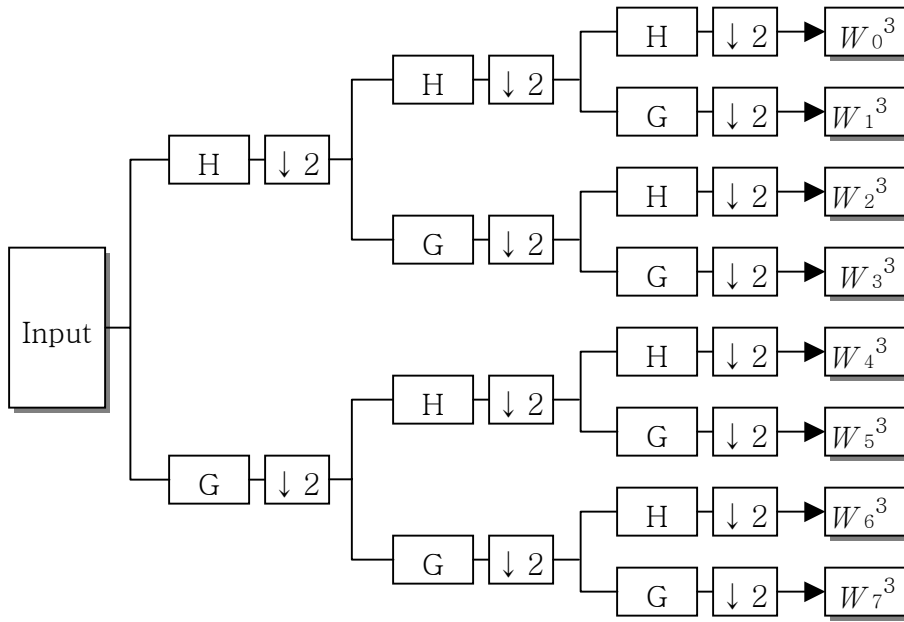


그림 2.10 이산 웨이브렛 패킷 변환의 구조

Fig. 2.10 Structure of DWPT

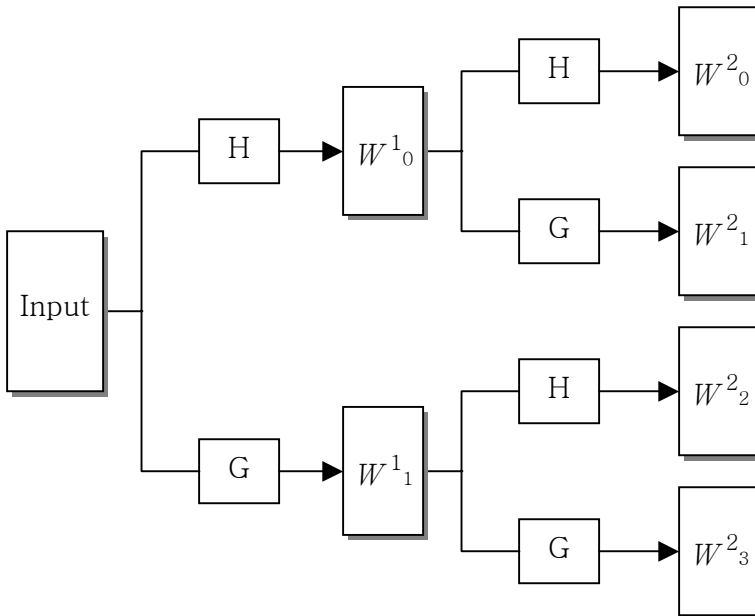


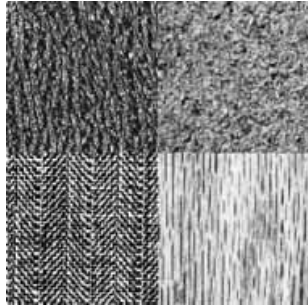
그림 2.11 이산 웨이브렛 패킷 프레임의 구조

Fig. 2.11 Structure for DWPF

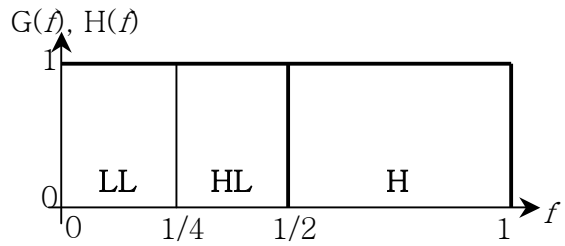
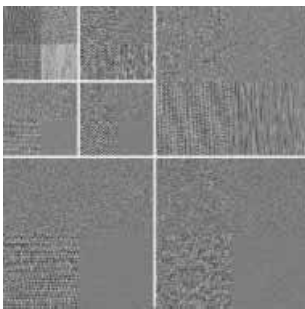
2.2 웨이브렛 패킷 프레임과 포락선을 이용한 질감의 특징 추출

기존의 포락선을 이용한 질감 영상 분할 방법은 질감의 특징을 추출하기 위해 웨이브렛 패킷 프레임을 사용하여 질감 영상을 다중해상도로 분석한다. 웨이브렛 패킷 프레임은 질감 영상을 분석할 때 주파수의 전영역에 대해 동일한 크기의 분해능을 가지는 것으로 웨이브렛 프레임보다 고주파 분해능을 높인 것이다. 그림 2.12는 질감 영상의 2단계 웨이브렛 변환과 웨이브렛 패킷 변환의 예와 각 변환 영상의 주파수 대역을 나타낸 것이다. 그림과 같이 변환 영상은 입력 영상에서의 각 주파수 성분의 크기를 나타낸다. 이때 각 변환 영상들은 각 주파수의 질감들을 표현하며, 각각의 질감 특징을 추출하기 위해 변환 영상에서 포락선을 구한다.

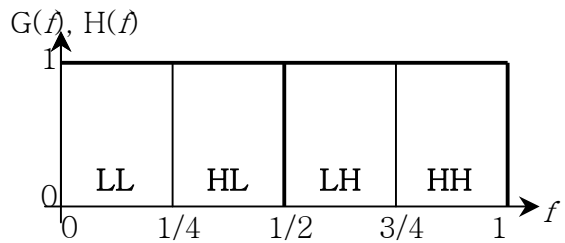
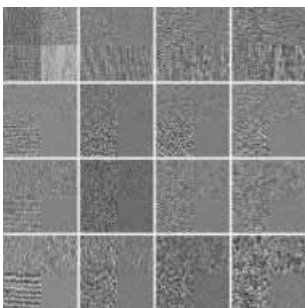
여기서 포락선은 신호의 최대값을 연결하여 구성된 신호를 말하며, 이를 구하기 위해 영 교차(zero-crossing) 방법을 사용한다. 이 방법은 두 개의 이웃된 영 교차점 사이의 절대 최대값을 구하여, 그 구간에 구해진 절대 최대값으로 대체하는 것으로 간단한 연산에 의해 포락선을 구할 수 있는 장점이 있다. 그림 2.13은 두 개의 질감으로 구성된 256x512 크기 영상의 수평 신호를 그림 2.11과 같이 웨이브렛 패킷 프레임한 후 그 포락선을 구한 것이다. 그림 2.13의 (a)는 두 개의 질감으로 구성된 영상, 그림 2.13의 (b)는 그림 2.13의 (a) 영상 중 한 줄의 수평 신호를 나타낸 것이다. 그림 2.13의 (c), (d), (e)와 (f)는 각각 그림 2.13의 W_0^2 , W_1^2 , W_2^2 , W_3^2 신호와 각각의 포락선을 표시한 것이다. 각 그림의 실선은 웨이브렛 계수 값이고, 점선은 포락선 값이다. 이를 웨이브렛 변환 영상에 적용할 때는 웨이브렛 변환의 방향이 가로, 세로 일 때는 포락선 실행 방향도 각각 가로, 세로이고, 대각 방향일 때는 가로 방향의 포락선만 구한다.



(a) 질감 영상

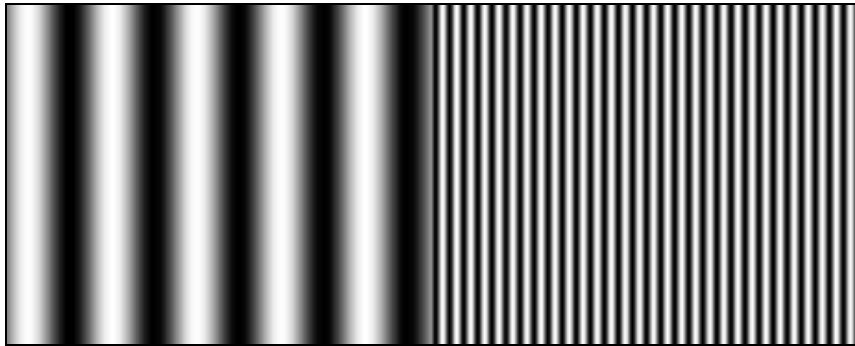


(b) 2단계 웨이브렛 변환과 각 영상의 주파수 성분

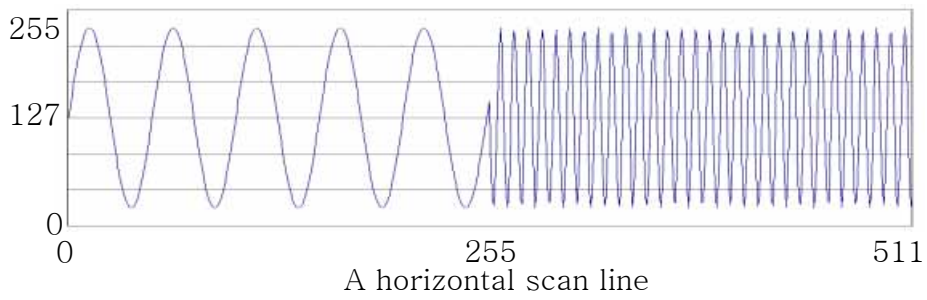


(c) 2단계 웨이브렛 패킷 변환과 각 영상의 주파수 성분

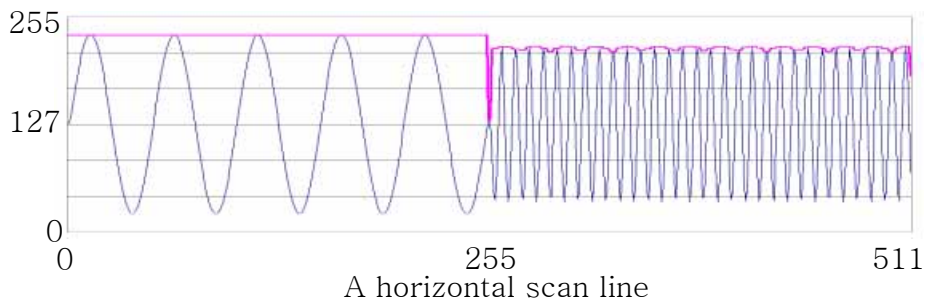
그림 2.12 질감 영상의 웨이브렛 변환과 웨이브렛 패킷 변환
 Fig. 2.12 Wavelet transform and wavelet packet transform of texture



(a) 두 개의 질감으로 구성된 영상



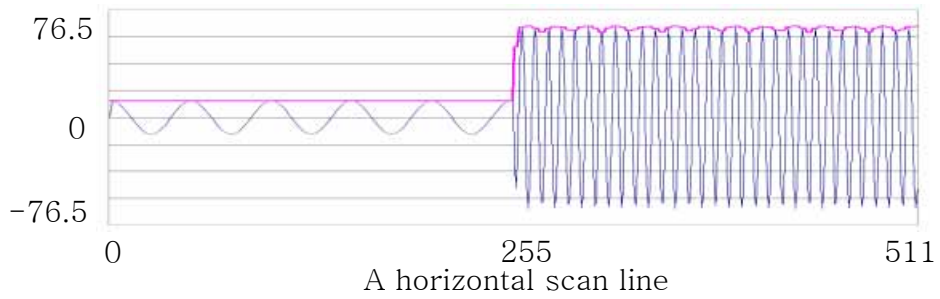
(b) 수평 신호



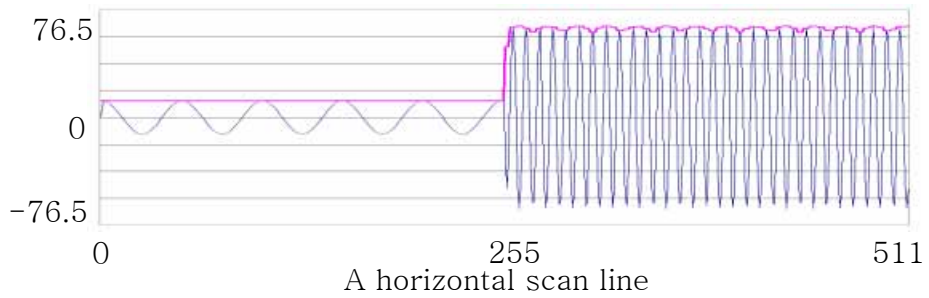
c) W_0^2 신호와 포락선

그림 2.13 수평 신호의 웨이블릿 변환과 포락선

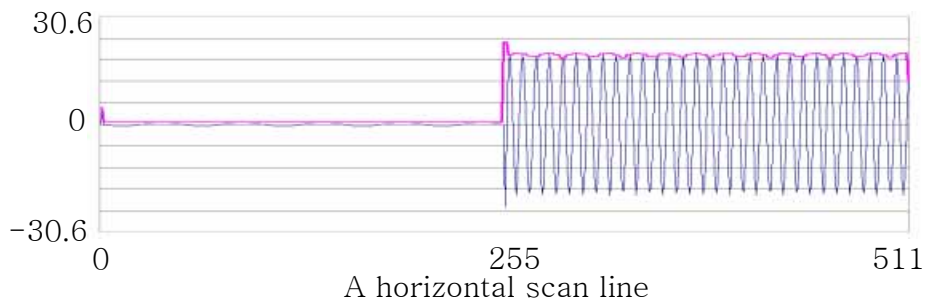
Fig. 2.13 Wavelet transform and envelop of horizontal scan line



(d) W_1^2 신호와 포락선



(e) W_2^2 신호와 포락선



(f) W_3^2 신호와 포락선

그림 2.13 (계속)

Fig. 2.13 (Continuous)

2.3 질감 영상 분할

구해진 포락선을 이용하여 질감을 분류하기 위한 특징을 추출한다. 특징 추출은 측정한 데이터의 패턴을 분류하기 위해 각 데이터로부터 구별할 수 있는 정보를 추출하는 것이다. 질감 영상에서는 서로 구별되는 완전한 특징 집합을 결정하는 것이 불가능하다. 따라서 영상에서 구별력이 강한 특징을 찾아내는 것이 아주 중요한 문제이다. 이 문제를 해결하기 위하여 이산 웨이브렛 패킷 프레임 계수 값의 포락선을 사용한다. 각 화소에 대한 특징 벡터를 식 (2.5)와 같이 추출한다.

$$V_{i,j} = \{ \{ \tilde{W}_{k,i,j}^L \mid 0 \leq k \leq (4^L - 1) \} \} \quad (2.5)$$

여기서 $|\tilde{W}_{k,i,j}^L|$ 은 그림 3.3의 이산 웨이브렛 패킷 변환 트리에서 L 단계 웨이브렛 패킷 변환 후 k 번째 영상에서 (i,j) 화소의 포락선 값이다.

영상 분할을 위하여 클러스터링 알고리즘을 사용한다. 이때 특징 벡터는 식 (2.5)와 같고, 클러스터링 알고리즘은 ISODATA 알고리즘^[25]을 사용한다. ISODATA 알고리즘은 클러스터의 정보들을 이용해 클러스터링 과정에서 클러스터의 분할과 결합을 발생시킨다. 이는 클러스터의 크기, 평균, 표준 편차를 이용하기 때문에 잡음 같은 작은 클러스터를 제외시킬 수 있다.

제 3 장 웨이브렛 변환과 공간 정보를 이용한 질감 영상 분할

본 논문은 기존 방법의 많은 계산량을 개선하고, 효율적인 질감 영상 분할을 위하여 이산 웨이브렛 프레임과 공간 정보를 사용하여 질감 영상을 분할하는 새로운 방법을 제안한다. 이는 이산 웨이브렛 프레임을 사용해서 계산량을 줄이고, 공간 정보를 첨가함으로써 질감 영상 분할의 성능을 향상시킬 수 있다. 그림 3.1은 제안한 질감 영상 분할 방법의 순서도를 나타낸 것이다. 먼저 이산 웨이브렛 프레임의 포락선 값과 공간 정보인 위치 좌표 값을 이용하여 질감의 특징을 표현한다. 구해진 특징들로 특징 벡터를 만들어 클러스터링 알고리즘으로 질감 영상을 분할을 한다.

3.1 질감 영상 분할을 위한 특징 추출

본 절에서는 질감 영상 분할을 위하여 질감의 특징을 추출하는 방법에 대하여 설명한다. 계산량을 줄이기 위하여 이산 웨이브렛 프레임을 사용하여 여러 주파수 성분으로 분할한다. 이를 질감의 특징으로 사용하기 위하여 포락선을 구한다. 그러나 이산 웨이브렛 프레임은 고주파 영역에서 분해능이 낮기 때문에 이를 보완하기 위하여 공간 정보를 질감의 특징으로 사용한다.

3.1.1 이산 웨이브렛 프레임을 이용한 질감 특징 추출

먼저 질감을 묘사하기 위해 웨이브렛 변환을 사용하여 각 주파수 대역별로 질감을 추출한다. 기존의 방법에서 사용한 이산 웨이브렛 패킷

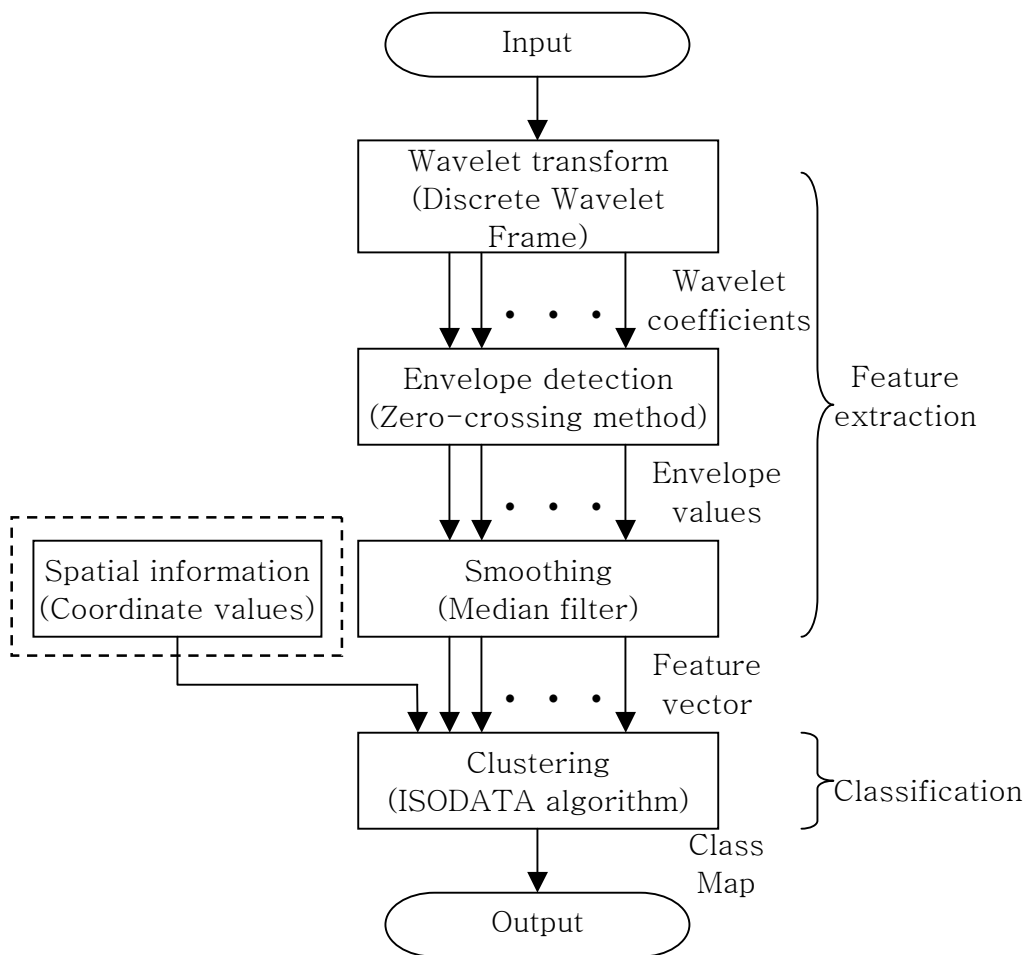


그림 3.1 제안한 알고리즘의 순서도

Fig. 3.1 Flowchart of proposed algorithm

프레임은 그림 3.2와 같이 단계가 많아질수록 결과 영상과 계산량이 4 제곱으로 늘어난다. 따라서 특징 벡터의 차원이 높아지고 계산 시간이 길어진다는 단점이 있다. 그림 3.2와 4 단계 이산 웨이브렛 패킷 변환의 과정 및 결과를 나타낸 것이다. 여기서 W_k^l 의 l 은 웨이브렛 단계를 나타내고, k 는 웨이브렛 변환 후 결과의 순서를 나타낸 것이다. 그림 3.2에서 이산 웨이브렛 패킷 프레임 연산 시 340 번의 웨이브렛 변환이 필요하고, 결과는 총 256개가 된다.

본 논문에서는 기존 방법의 계산량과 결과의 개수를 줄이기 위해 이산 웨이브렛 프레임을 사용한다. 이 방법은 고주파 대역을 세밀하게 분해하지는 못하지만, 자연 영상은 대개 저주파 성분이 많기 때문에 이산 웨이브렛 프레임이 이산 웨이브렛 패킷 프레임보다 효율적이다. 이산 웨이브렛 프레임은 단계가 높아지더라도 1단계 연산 시 한 번의 웨이브렛 변환이 필요하고, 결과 영상은 3개만이 늘어날 뿐이다. 그림 3.3는 4단계 이산 웨이브렛 프레임의 과정 및 결과를 나타낸 것이다. 그림 3.2의 4단계 이산 웨이브렛 패킷 프레임과 비교해 보면 이산 웨이브렛 프레임의 계산량과 결과의 개수가 줄어들었음을 알 수 있다. A_l, D_l^k 에서 l 은 웨이브렛 변환의 단계를 나타내고, k 가 1일 때 수평 성분, 2일 때 수직 성분, 3일 때 대각 성분의 웨이브렛 변환 계수를 나타낸다.

4단계 이산 웨이브렛 프레임을 실행한 후, 근사 영상을 제외하고 12개 영상의 상세 영상만을 영 교차 방법을 이용하여 포락선을 구한다. 이때 근사 영상은 전 방향의 요소를 가지기 때문에 포락선을 구하지 않는다. 포락선을 구한 후, 잡음을 제거하고, 화소 간의 상호관계를 높이기 위해 영상을 평활화시킨다. 이때 9×9 크기의 중심값 필터를 사용한다.

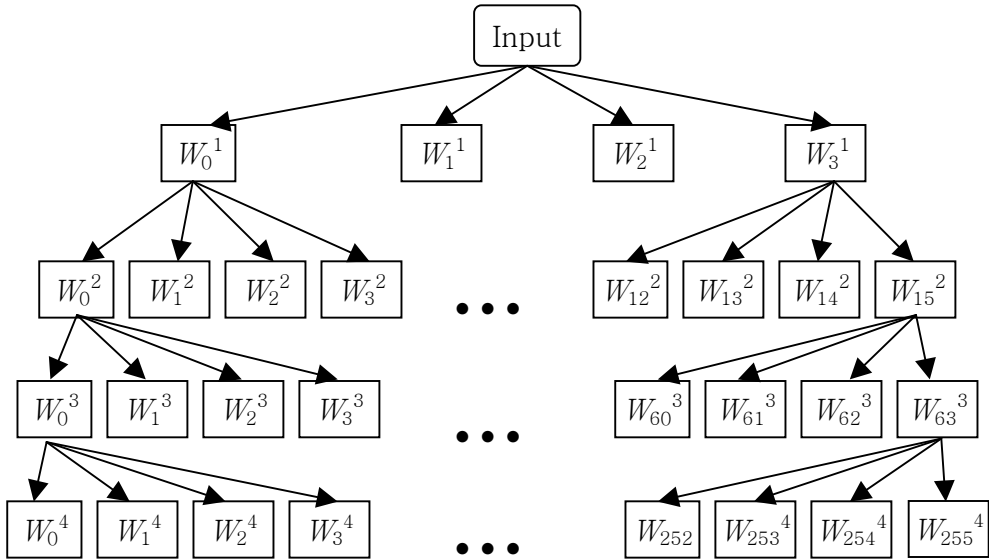


그림 3.2 4단계 이산 웨이브렛 패킷 프레임의 과정과 결과

Fig. 3.2 Process and results of 4-level DWPF

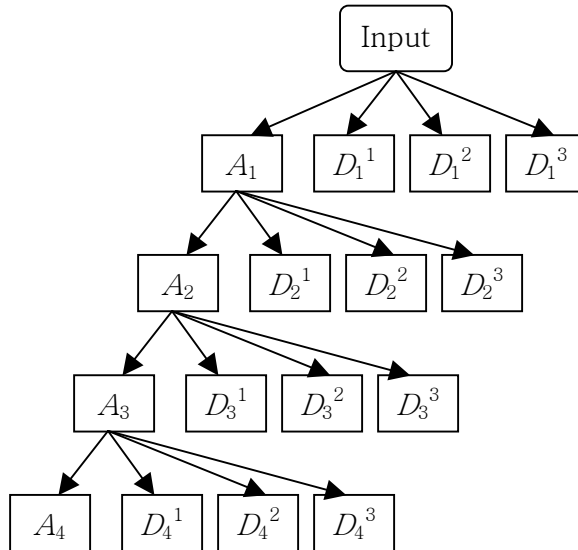


그림 3.3 4단계 이산 웨이브렛 프레임의 과정과 결과

Fig. 3.3 Process and results of 4-level DWF calculation

3.1.2 공간 정보를 이용한 질감 특징 추출

질감은 화소의 밝기 값이 주기적으로 변하기 때문에, 두 화소가 같은 밝기 값을 가지더라도 서로 다른 질감일 수 있고, 같은 질감 내에서 서로 다른 밝기 값들이 존재한다. 따라서 기존의 포락선을 이용하는 방법만으로는 질감을 완벽하게 표현하기 어렵고 잡음에 민감하다는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이런 문제점을 해결하고 웨이브렛 프레임을 사용할 때 발생하는 고주파 영역에서의 낮은 분해능을 보완하기 위해 공간 정보를 사용한다. 웨이브렛 프레임의 포락선 값으로 질감을 표현하기 위해 특징 벡터를 구성할 때, 공간 정보를 첨가한다. 공간 정보는 위치 좌표 값을 사용하여 화소 간의 공간적인 상호 연관성을 높인다. 이는 서로 다른 두 화소가 같은 밝기 값을 가지더라도 각각 가까운 질감에 속하게 한다.

3.2 웨이브렛 프레임과 공간 정보를 이용한 질감 영상 분할

질감 영상 분할을 위해서 클러스터링 알고리즘을 사용한다. 클러스터링 알고리즘에 사용될 특징 벡터는 이산 웨이브렛 프레임의 포락선 값과 위치 좌표값을 사용한다. 이때 위치 좌표 값은 웨이브렛 계수의 최대값과 맞춘다. 식 (3.1)은 각 화소에서의 특징 벡터를 나타낸 것이다.

$$V_{i,j} = \left\{ \left\{ \left| \tilde{d}_{l\ i,j}^1 \right|, \left| \tilde{d}_{l\ i,j}^2 \right|, \left| \tilde{d}_{l\ i,j}^3 \right| \right\}_{1 \leq l \leq L}, \{ \alpha_i, \alpha_j \} \right\} \quad (3.1)$$

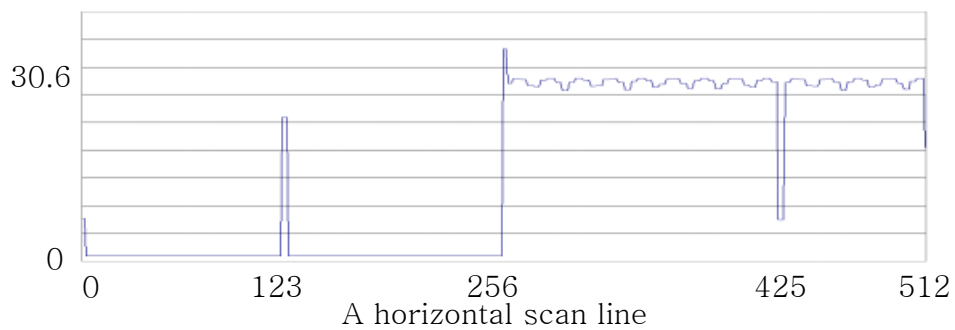
여기서 $\tilde{d}_{l\ i,j}^1, \tilde{d}_{l\ i,j}^2, \tilde{d}_{l\ i,j}^3$ 는 각각 이산 웨이브렛 프레임의 l 단계에서

화소 (i,j) 의 수평, 수직, 대각 방향 포락선 값을 나타낸다. 그리고 i, j 는 각각 x, y 축의 좌표값을 나타내고, α 는 위치 좌표값의 최대값을 웨이브렛 계수의 최대값으로 맞추기 위한 가중치다.

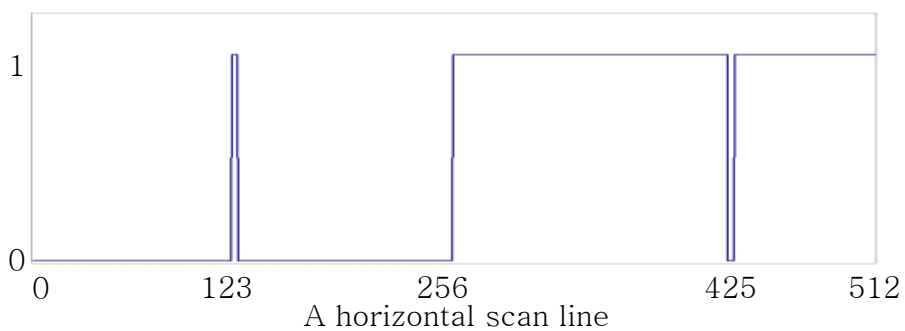
구해진 특징 벡터를 이용하여 클러스터링 방법으로 영상 분할을 한다. 이때 클러스터링 방법은 ISODATA 알고리즘을 사용한다.

그림 3.4는 공간 정보를 첨가했을 때 영상 분할의 효과를 나타낸 것이다. 여기서 그림 3.4의 (a)는 그림 2.13의 W^2_3 신호에 잡음을 첨가한 포락선 값을 나타내고, 그림 3.4의 (b)는 포락선 값을 이용해 그림 3.4의 (a)를 분할한 결과를 나타낸 것이고, 그림 3.4의 (c)는 포락선 값과 공간 정보를 이용해 그림 3.4의 (a)를 분할한 결과를 나타낸 것이다. 그림을 보면 포락선 값만을 이용했을 때는 잘못된 분할이 일어나는 반면, 공간 정보를 첨가했을 때는 정확히 분할함을 알 수 있다.

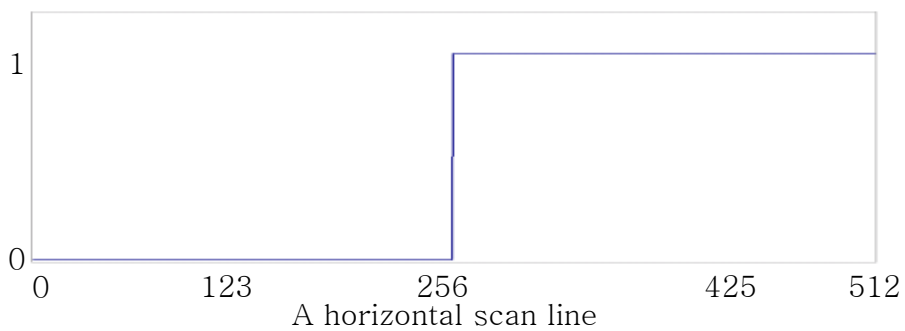
제안한 방법은 이산 웨이브렛 패킷 프레임 대신 웨이브렛 프레임을 사용함으로써 계산량을 줄이고, 공간 정보를 사용함으로써 화소 사이의 상호관계를 높여 웨이브렛 프레임을 사용할 때 고주파 영역에서의 낮은 분해능을 보완할 수 있다.



(a) 포락선 값



(b) 포락선 값을 이용한 분할 결과



(c) 포락선 값과 공간 정보를 이용한 분할 결과

그림 3.4 공간 정보를 추가했을 때의 분할 결과

Fig. 3.4 Segmentation results to add spatial information

제 4 장 실험 및 고찰

제안한 방법의 효과를 증명하기 위해서 Brodatz album^[27]의 질감 영상을 사용하여 실험하였다. 모든 실험 대상 영상은 256×256 크기의 흑백 영상으로 규격화하였다. 웨이브렛 필터는 질감 영상 해석에 우수한 QMF(Quadtree Mirror Filter)^[24]를 사용하였다.

그림 4.1은 Brodatz Album의 예를 나타낸다. 이것은 자연에 존재하는 질감들을 모아놓은 것이다. 그림 4.2는 4개의 질감으로 구성된 실험 대상 영상 A를 기존의 웨이브렛 패킷 프레임의 포락선을 이용하는 질감 영상 분할 알고리즘^[26]과 제안한 알고리즘의 수행 결과를 서로 비교한 것이다. 그림 4.2의 (a)는 4개의 질감으로 이루어진 실험 대상 영상 A, 그림 4.2의 (b)는 기존의 영상 분할 알고리즘으로 실험한 결과이며 그림 4.2의 (c)는 제안한 영상분할 방법의 결과를 나타낸 것이다. 실험 결과로 공간 정보를 첨가하는 것이 이웃 화소와의 상호관계를 높일 수 있어 구멍이 제거됨을 알 수 있었다. 특히 기존의 방법은 불규칙한 질감 영역에서 잘못된 분할이 많이 이루어지는 반면, 제안한 방법은 모든 질감 영역을 효과적으로 분할하였다. 실험 결과로써 공간 정보를 첨가하는 것이 질감을 효과적으로 표현함을 알 수 있었다.

그림 4.3은 경계가 곡선인 두 질감으로 구성된 실험 대상 영상 B를 기존의 웨이브렛 패킷 프레임에 이용한 질감 영상 분할 알고리즘과 제안한 알고리즘의 수행 결과를 서로 비교한 것이다. 그림 4.3의 (a)는 실험 대상 영상 B, 그림 4.3의 (b)는 기존의 영상 분할 알고리즘으로 실험한 결과이며, 그림 4.3의 (c)는 제안한 영상분할 방법의 결과를 나타낸 것이다. 실험에 의해 제안한 방법은 이웃 화소와의 상호관계를 높이기 위해 공간 정보를 특징으로 사용하였기 때문에 기존의 방법보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

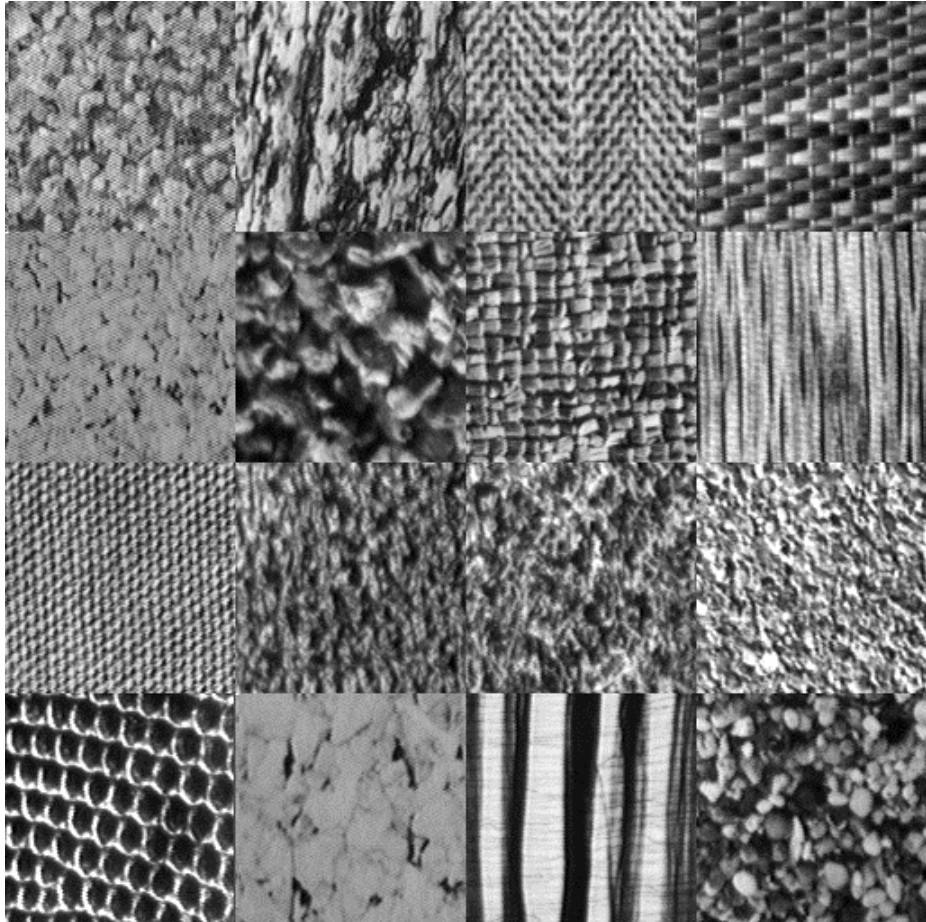
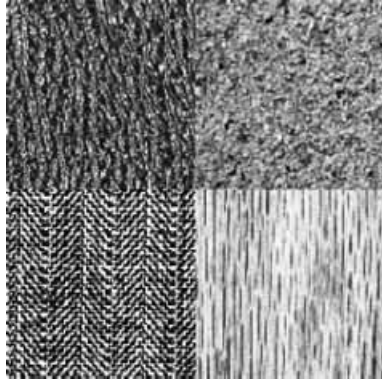
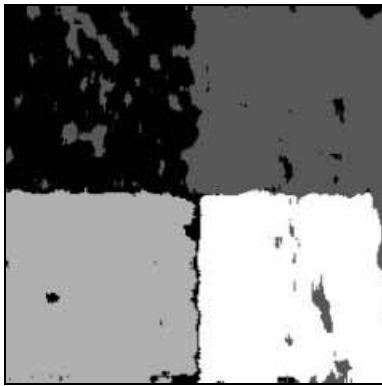


그림 4.1 Brodatz Album의 예

Fig. 4.1 Examples of Brodatz Album



(a) 실험 대상 영상 A (256×256)



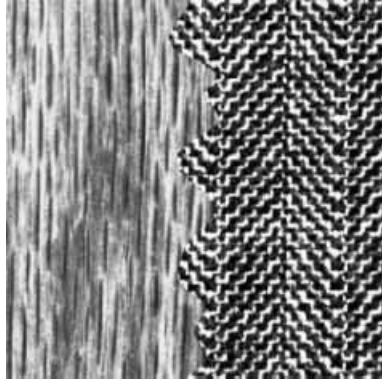
(b) 기존의 알고리즘 결과



(c) 제안한 알고리즘 결과

그림 4.2 실험 대상 영상 A의 영상 분할 결과

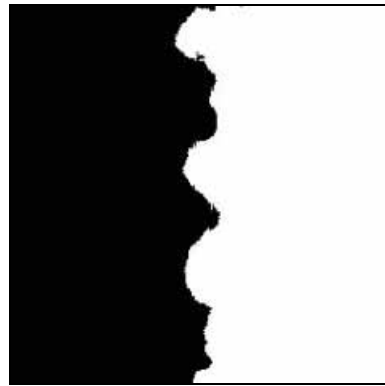
Fig. 4.2 The segmentation results of test image A



(a) 실험 대상 영상 B (256×256)



(b) 기존의 알고리즘 결과



(c) 제안한 알고리즘 결과

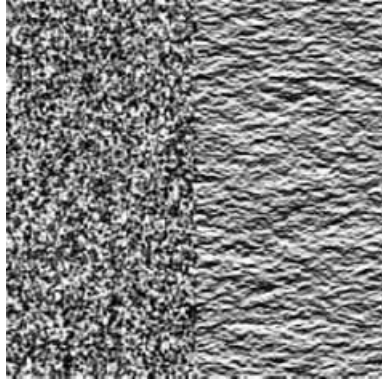
그림 4.3 실험 대상 영상 B의 영상 분할 결과

Fig. 4.3 The segmentation results of test image B

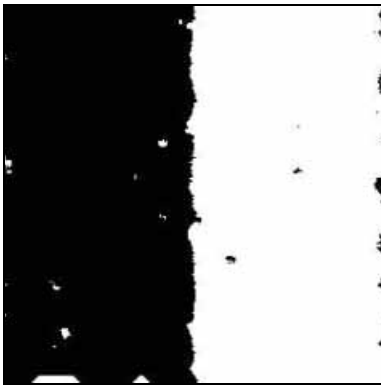
그림 4.4는 암석의 질감을 가우시안 저대역 필터링(Gaussian lowpass filtering)한 질감으로 이루어진 실험 대상 영상 C를 질감 영상 분할하여 비교한 것이다. 그림 4.4의 (a)는 실험 대상 영상 C, 그림 4.4의 (b)는 기존의 웨이브렛 패킷 프레임의 포락선을 이용하여 영상 분할 알고리즘으로 실험한 결과이며, 그림 4.4의 (c)는 제안한 영상분할 방법의 결과를 나타낸 것이다. 그림을 보면 비슷한 저주파 성분을 가지는 질감이기 때문에 기존의 방법에서는 잘못 분할한 영역이 존재한다. 이에 반해 제안한 방법은 이웃 화소와의 상호관계를 높이기 위해 공간 정보를 특징으로 사용함으로써 기존의 방법보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

그림 4.5는 임펄스 잡음(impulse noise)을 서로 다르게 첨가한 두 질감으로 이루어진 실험 대상 영상 D를 질감 영상 분할하여 비교한 것이다. 그림 4.5의 (a)는 실험 대상 영상 C를 나타낸 것으로 왼쪽 질감은 세로 방향으로 임펄스 잡음을 첨가한 것이고, 오른쪽 질감은 가로 방향으로 임펄스 잡음을 첨가한 것이다. 그림 4.5의 (b)는 기존의 영상 분할 알고리즘으로 실험한 결과이며, 그림 4.5의 (c)는 제안한 영상분할 방법의 결과 영상을 나타낸 것이다. 그림을 보면 비슷한 주파수 성분을 가지는 질감이기 때문에 기존의 방법에서는 잘못 분할한 영역이 존재한다. 이에 반해 제안한 방법은 공간 정보를 첨가함으로써 기존의 방법보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 이상과 같은 실험으로부터 질감 영상 분할 과정 중 특징 벡터에 공간 정보를 첨가하는 것은 질감 영상 분할 결과 영상에서 잡음과 잘못된 분할 영역을 감소시킬 수 있었다.

표 4.1은 기존의 웨이브렛 패킷 프레임의 포락선을 이용한 질감 영상 분할 방법과 제안한 방법에서 질감의 특징을 추출하는 방법과 추출된 특징의 개수를 비교한 것이다. 기존의 질감 영상 분할 방법은 질감



(a) 실험 대상 영상 C (256×256)



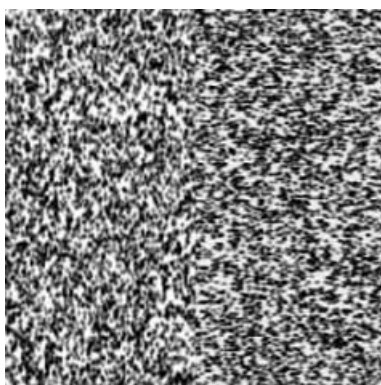
(a) 기존의 알고리즘



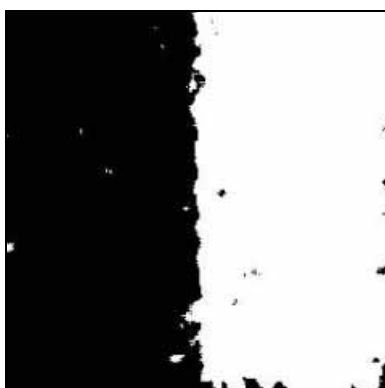
(b) 제안한 알고리즘

그림 4.4 실험 대상 영상 C의 영상 분할 결과

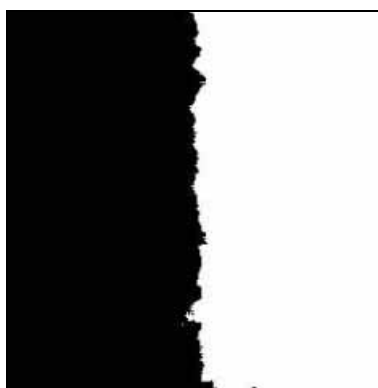
Fig. 4.4 The segmentation results of test image C



(a) 실험 대상 영상 D (256×256)



(a) 기존의 알고리즘



(b) 제안한 알고리즘

그림 4.5 실험 대상 영상 D의 영상 분할 결과

Fig. 4.5 The segmentation results of test image D

표 4.1 질감 영상 분할 알고리즘 비교

Table 4.1 Comparison of texture segmentation algorithms

	기존의 방법		제안한 방법	
변환	이산 웨이브렛 패킷 프레임		이산 웨이브렛 프레임	
특징	- 웨이브렛 계수의 포락선 값		- 웨이브렛 계수의 포락선 값 - 공간 정보	
특징 벡터의 차원	192	4단계 변환: 192	14	4단계 변환: 12 위치 좌표 값: 2

의 특징을 추출하기 위하여 4단계 이산 웨이브렛 패킷 프레임을 이용하였다. 이는 모든 주파수 영역에서 같은 크기의 분해능을 가지며, 구해진 192개 웨이브렛 프레임 결과의 포락선을 특징으로 사용하였다. 그 결과 특징 벡터의 차원이 192가 되었고, 이는 계산량이 많아짐을 의미한다.

제안한 질감 영상 분할 방법은 질감의 특징을 추출하기 위하여 4단계 이산 웨이브렛 프레임을 이용하였다. 이는 고주파 분해능을 낮추고, 저주파 분해능을 높인 것이다. 구해진 13개의 영상 중 근사영상을 제외한 12개 상세영상의 포락선 값을 특징으로 사용하였고, 고주파의 낮은 분해능을 보완하기 위해 공간 정보를 첨가하였다. 공간 정보는 화소에서의 좌표 값을 사용하였다. 그 결과 특징 벡터의 차원이 14가 되었다. 그 결과 질감 영상 분할의 계산량을 줄일 수 있었다.

표 4.2는 앞서 설명한 기존의 방법과 제안한 방법의 질감 영상 분할 처리 시간을 서로 비교한 것으로 기존 방법의 처리 시간을 1로 두었을 때 제안한 방법의 처리 시간을 나타낸 것이다. 기존의 방법은 많은 필터링을 요구하고, 특징 벡터의 차원이 커져 처리 시간이 오래 걸리는데 반해, 제안한 방법은 이산 웨이브렛 프레임을 사용함으로써 질감의

특징을 추출하는데 걸리는 시간을 줄이며, 특징 벡터가 작아져 클러스터링 시간도 줄일 수 있었다.

표 4.3은 실험 A, B, C와 D의 영상 분할 결과 영상에서 잘못 분할된 영역의 비율을 나타낸 것으로 기존의 방법보다 제안한 방법에서 질감 영상 분할을 했을 때, 잘못된 영역이 약 3배가 줄어들었음을 알 수 있다. 특히 실험 대상 영상 A처럼 여러 질감을 가진 영상은 공간 정보를 첨가함으로써 질감을 기존의 방법보다 잘 분할하였다. 실험 대상 영상 C와 D처럼 비슷한 질감들을 가진 영상에서도 기존의 방법보다 영상 분할이 잘 이루어졌다. 실험으로 공간 정보를 첨가한 것은 웨이브렛 프레임의 고주파 영역에서의 낮은 분해능을 보완할 뿐만 아니라, 비슷한 밝기 값을 가지더라도 가까운 질감영역에 속하게 함으로써 기존의 방법보다 질감 영상 분할이 잘 이루어짐을 알 수 있었다.

제안한 방법이 웨이브렛 패킷 프레임을 사용한 기존의 방법보다 계산 시간을 감소시켰고, 공간 정보를 사용함으로써 영상 분할을 효과적으로 함을 알 수 있었다.

표 4.2 영상 분할 처리 시간 비교

Table 4.2 Comparison of processing time

	기존의 방법	제안한 방법
시간	1	0.05

표 4.3 질감 영상 분할의 에러율 비교

Table 4.3 Comparison of texture segmentation error rate

(단위: %)

	기존의 방법	제안한 방법
실험 A	6.575	1.431
실험 B	0.127	0.104
실험 C	1.430	0.542
실험 D	1.478	0.925
평균	2.401	0.751

제 5 장 결 론

본 논문에서는 질감영상을 분할함에 있어서 질감의 특징을 효율적으로 추출하기 위해 이산 웨이브렛 프레임과 공간 정보를 이용하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법에서는 이산 웨이브렛 프레임의 포락선을 이용하여 질감의 특징을 표현하였고, 화소 간의 공간적인 상호관계를 높이기 위하여 위치 좌표 값을 질감의 특징에 첨가하였다.

웨이브렛 변환은 주파수 대역 별로 신호를 추출할 수 있기 때문에 질감 영상 분할을 위해 많이 사용되어진다. 기존의 웨이브렛 변환을 이용한 질감 영상 분할 방법은 질감의 특징을 추출하기 위해 이산 웨이브렛 패킷 프레임을 사용하여 모든 주파수 대역에서 동일한 해상도로 분할한다. 그러나 이 방법은 많은 분해 단계가 필요하며, 계산량이 많아진다는 단점이 있다. 또한 잡음이 있으면 영상 분할이 제대로 이루어지지 않는다.

제안한 질감 영상 분할 방법은 이산 웨이브렛 패킷 프레임 대신 이산 웨이브렛 프레임을 사용하여 계산량을 줄이고, 질감의 특징을 추출하기 위하여 웨이브렛 프레임 계수의 포락선으로 특징 벡터를 만들었다. 이때 발생하는 이산 웨이브렛 프레임의 고주파 대역에서의 낮은 분해능을 보완하고 잡음 및 구멍을 제거하기 위하여 위치 좌표 값을 특징 벡터에 첨가시켰다. 구해진 특징 벡터를 이용하여 클러스터링 알고리즘으로 질감 영상을 분할하였다.

제안한 방법의 유효성을 검증하기 위하여 여러 형태의 실험 대상 영상에 대하여 분할 실험을 하여 그 결과를 기존의 웨이브렛 패킷 프레임을 이용한 방법과 비교하였다. 실험으로 제안한 방법은 계산 시간이 많은 기존 방법의 문제점을 개선할 뿐만 아니라 질감 영상의 분할 성능도 향상시킬 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Wood, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1992.
- [2] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall Inc., 1982.
- [3] T. L. Chang, "Unsupervised Texture Segmentation Using Multiresolution Markov Random Fields," *Ph.D thesis*, Department of Computer Science, The University of Warwick, UK, 1998.
- [4] H. Wechsler, "Texture Analysis – A Survey," *Signal Processing*, vol. 2, no. 3, pp. 271-282, 1980.
- [5] J. Y. Hsiao and A. A. Sawchuk, "Texture Feature Performance for Image Segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 3, pp.291-309, 1990.
- [6] J. M. Coggins, *A Framework for Texture Analysis Based on Spatial Filtering*, University Microfilms International, 1983.
- [7] C. H. Chen, L. F. Pau, and P. S. P. Wang, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific Publishing Co., 1998.
- [8] R.M Haralick, "Statistical and Structural Approaches to texture," *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, May 1979.
- [9] T. Randen, "Filter and Filter Design for Image Recognition," *Ph.D thesis*, Norwegian Univ., Oct. 1997.
- [10] T. Randen and J. H. Husoy, "Filtering for Texture Classification: A Comparative Study," *IEEE Trans. on Patt.*

- Anal. Machine Intell.*, vol. 21, no. 4, pp. 291–310, Apr. 1999.
- [11] T. Chang and C. j. Kuo, "Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 2, no. 4, pp. 429–441, 1993.
- [12] M. Unser and M. Eden, "Multiresolution Feature Extraction and Selection for Texture Segmentation," *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 717–728, July 1989.
- [13] A. Laine and J. Fan, "Texture Classification by Wavelet Packet Signatures," *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 11, pp. 1186–1191, Nov. 1993.
- [14] Y. Y. Tang, L. H. Yang, J. Liu, and H. Ma, *Wavelet Theory and Its Application to Pattern Recognition*, World Scientific, 2000.
- [15] S. G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, July 1989.
- [16] J. C. Goswami and A. K. Chan, *Fundamentals of Wavelets: Theory, Algorithms, and Application*, Wiley Inter-science, 1999.
- [17] S. G. Mallat, "Mutifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Methods," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Proc.*, vol. 37, pp. 2091–2110, 1989.
- [18] M. Vetterli and C. Herley, "Wavelet and Filter Bank: Theory and Design," *IEEE Trans. on Signal Proc.*, vol. 40, pp. 2207–2232, Sep. 1992.
- [19] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation Using

- Wavelet Frames," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 4, no. 11, pp. 1549–1560, Nov. 1995.
- [20] H. Choi and R. G. Baraniuk, "Image Segmentation Using Wavelet-Domain Classification," *Proc. SPIE*, pp. 306–320, July 1999.
- [21] S. Krishnamachari and R. Chellappa, "Multiresolution Gauss-Markov Random Field Models for Texture Segmentation," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 6, no. 2, pp. 251–267, Feb. 1997.
- [22] R. Chellappa and A. Jain, *Markov Random Fields: Theory and Application*, Academic Press, 1993.
- [23] G. V. de Wouwer, P. Scheunders, and D. V. Dyck, "Statistical Texture Characterization from Discrete Wavelet Representations," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 8, no. 4, pp. 592–598, April 1999.
- [24] G. V. de Wouwer, P. Scheunders, and D. V. Dyck, "Color Texture Classification by Wavelet Energy-Correlation Signatures," *Proc. Int. Conf. Image Anal. Proc., Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1310, pp. 327–334, 1997.
- [25] J. T. Tou and R.C. Gonzalez, *Pattern Recognition Principles*, Addison Wesley Publishing Co., 1974.
- [26] A. Laine and J. Fan, "Frame Representations for Texture Segmentation," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 5, no. 5, pp. 771–779, May 1996.
- [27] P. Brodatz, *Textures a Photographic Album for Artists and Designers*, Dover, 1996.