

계층적 Pyramid 구조와 MAP 추정 기법을 이용한  
Texture 영상 합성 기법

(An Image Synthesis Technique Based on the Pyramidal  
Structure and MAP Estimation Technique)

鄭 錫 潤\*, 李 商 郁\*\*

(Seok Yoon Jung and Sang Uk Lee)

요 약

본 논문에서는 NCAR(non-causal auto-regressive) 모델과 pyramid 구조를 이용한 texture 합성 기법을 고찰하였다. 한편 MAP(maximum a posteriori) 추정 기법을 사용하여 texture에 잡음이 섞인 경우라도 NCAR 모델의 정확한 계수 추정 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문에서 제안한 합성 기법은 우선 pyramid 구조로부터 입력 영상을 각각 Laplacian pyramid 평면으로 분해하여 NCAR 모델을 적용하기 때문에 입력 texture 영상이 불균질(nonhomogeneous)하고 약간의 구조적 특성이 있더라도 우수한 합성 결과를 얻을 수 있다. 실제 Brodatz 앨범에서 얻은 texture 영상들을 이용하여 제안하는 기법의 우수성을 입증하였다.

끝으로 이차원 MAP 추정 기법은 texture 합성 뿐만 아니라 잡음 영상의 복원에도 이용할 수 있다.

Abstract

In this paper, a texture synthesis technique based on the NCAR(non-causal auto-regressive) model and the pyramid structure is proposed. In order to estimate the NCAR model parameters accurately from a noisy texture, the MAP(maximum a posteriori) estimation technique is also employed.

In our approach, since the input texture is decomposed into the Laplacian pyramid planes first and then the NCAR model is applied to each plane, we are able to obtain a good synthesized texture even if the texture exhibits some non-random local structure or non-homogeneity. The usefulness of the proposed method is demonstrated with several real textures in the Brodatz album. Finally, the 2-dimensional MAP estimation technique can be used to the image restoration for noisy images as well as a texture image synthesis.

\*準會員, 三星 綜合技術院  
(Samsung Advanced Institute of Technology)

\*\*正會員, 서울大學校 制御計測工學科  
(Dept. of Control and Instrumentation Eng.,  
Seoul Nat'l Univ.)

接受日字: 1989年 1月 21日

I. 서 론

Texture는 영상 해석(image analysis)이라는 측면에서 매우 중요한 영상의 한 특성이다. 즉, 영상의 영역들에 대한 표현, 인식 등의 작업을 수행하기 위해서는 texture로서의 영상 영역들의 특성을 고려하

여야한다. 이처럼 texture가 영상 해석의 분야에서 차지하는 비중이 크지만, texture 영상 모델링이 잘 이루어졌다면 그 결과를 이용하여 역으로 원래의 영상과 시각적으로 근접하는 영상을 얻을 수 있다. 이것을 texture 영상의 합성(synthesis)이라한다<sup>3~10</sup>. 따라서 texture 영상의 모델링 기법의 정확성 또는 타당성은 합성된 영상이 원래의 영상과 얼마나 유사한가를 결정하게 된다.

Texture 영상에 대한 모델링 기법은 크게 구조적 방법<sup>8~10</sup>과 통계적 방법이 있다. 그중 통계적 방법에서의 modeling 기법 중에는, texture 영상을 하나의 stochastic process로 간주하여, 영상의 모델 파라미터를 구하는 방법이 있다. Texture 모델링에 적용되는 stochastic process 중, 영상신호는 주변 화소들 간의 상관 관계가 매우 높다는 사실에 근거해서, 2차원 NCAR 모델이 널리 이용되고 있다. 통계적 성질에 의한 texture 영상의 모델링 기법으로서, 또 다른 것은 주어진 texture 영상의 어떤 통계적 특성값(texture feature)들을 구해서, 이 값들로부터 다시 texture 영상을 합성해내는 것들이 있다. 한 예로서, D. D. Garber<sup>4</sup>는 best-fit 모델을 제안하였는데, 이 방법은 합성 영상의 화질(즉 원 영상과의 유사도) 면에 있어서는 매우 뛰어난 성능을 보이지만, 계산량이 너무 많아 효율적이라 할 수 없다. 그리고 A. Gagalowicz 등이 제안한 순차적 합성 기법<sup>5</sup>은 비교적 적은 계산량에 비해서 좋은 화질을 얻을 수 있으나, 화소의 밝기등급의 분해능(resolution)이 나쁘고, 거의 random noise에 가까운 영상들에만 잘 적용된다. 본 연구에서는 이상의 통계적 모델중 적은 양의 모델 계수로 texture를 나타낼 수 있는 NCAR 모델 기법을 개선하여 합성 영상의 화질을 향상시키는 방법에 대해 고찰하였다.

NCAR 모델을 texture 영상에 적용하기 위해서는 다음의 두가지 문제점이 따른다. 첫째로는, 주어진 영상으로부터 NCAR 모델의 계수를 추정하는 문제가 있다.<sup>5</sup> 만약 추정된 계수가 부정확한 값이라면 합성 영상이 원래의 영상과 시각적으로 비슷한 것이 될 수 없다. 그런데 일반적으로 모든 신호에는 잡음이 섞여있으므로 이와 같은 잡음 섞인 영상으로부터 NCAR 모델의 계수를 추정할 때에는 잡음의 영향을 고려하여 이의 영향을 최소화하는 방법을 사용해야 한다. 지금까지 제안된 기존의 NCAR 모델 계수 추정 기법으로 ML(maximum likelihood) 추정 기법이나 최소 자승법(least square) 등이 있는데,<sup>6</sup> 이런 기법들은 영상 신호에서 잡음은 없는 것으로 가정하고 있다. 그러므로 이러한 기존의 NCAR 모델링 기법을

실제의 texture 영상에 적용하면 영상에 포함된 잡음으로 인하여 모델링의 오차를 유발하여 합성 영상이 원래의 영상과 달라지며 잡음이 많을수록 이러한 현상은 더 심해지게 된다. 이러한 잡음의 영향을 고려하여 보다 정확한 계수 추정을 위한 방법으로서 본 논문에서는 MAP 추정 기법을 사용하였다.

NCAR 모델에서의 두번째 문제로는 적용 가능한 영상의 조건이 까다로운 점이 있다. 즉 NCAR 모델에 적합한 texture 영상은 균질(homogeneous)이고 정상적(stationary)이며 거의 잡음에 가까운 random-field texture라고 알려져있다. 그러나 일반적으로 실제의 영상들이 이러한 요구 조건을 충족 시켜주지는 않으며, 결과적으로 texture 영상의 모델링시 오차를 유발하는데 이러한 모델링 오차를 보상해 주기위한 방법으로서 Chellappa<sup>7</sup>는 NCAR 모델의 오차 신호(error signal 또는 residual signal)를 양자화하여 이 양자화된 신호를 입력으로 사용하여 영상을 합성하였다. 그런데 이 방법은 오차 신호를 따로 보내야 한다는 단점이 있다. 그러나 입력 영상을 어떠한 다른 방법에 의해서 위와 같은 조건을 만족시키는 영상으로 바꾸어 준다면 NCAR 모델의 적용이 용이하게 될 것이다. 본 논문에서는 이와 같은 목적으로서 pyramid 구조<sup>11,12</sup>를 사용하였다. Pyramid 각 층의 신호는 일종의 대역 성분의 신호로서 원래의 영상보다 앞서의 조건들을 더 잘 충족시킨다.

이상과 같이 본 논문에서는 NCAR 모델의 두가지 문제점을 해결하는 방법을 제시하여 인위적 영상 및 실제의 영상에 적용하여 제안하는 방법의 유용성을 확인하였다.

## II. NCAR 모델에서의 계수 추정

### 1. NCAR 모델에서의 계수 추정

본 논문에서 사용한 NCAR 모델은 Chellappa<sup>6</sup>가 제안한 방법을 사용하였다. 이러한 NCAR 모델을 간략히 설명하면 다음과 같다.

Texture 영상에 대한 여러가지의 모델링 기법중 NCAR 모델링 기법은, texture 영상을 백색 가우스 잡음(white Gaussian noise)을 입력으로 하는 2차원의 NCAR process로 간주하여 주어진 texture 영상을 표현한다. 먼저 주어진 texture 영상의 크기가  $M \times M$  이고, 각 화소의 밝기값들이  $x(i, j)$ 로 표현될때, 편의상  $(i, j)$ 를 2차원의 vector  $\mathbf{s}$ 로 나타내고,  $\mathbf{r}$  또한 2차원의 vector일 때, NCAR 모델식은 식(1)과 같다.

$$x(\mathbf{s}) = \sum_{\mathbf{r} \in \Omega} a(\mathbf{r}) \cdot x(\mathbf{r} + \mathbf{s}) + g \cdot w(\mathbf{s}), \quad \mathbf{s} \in \Omega \quad (1)$$

여기서  $N$ 은 주변 화소 집합(neighbor set),  $\Omega$ 는  $M \times M$  크기의 영상의 영역을 나타내며,  $w(s)$ 는 variance가 1인 백색 Gauss 잡음이며  $g$ 는 이득항이다. 그리고  $a(r)$ 이 NCAR 모델의 계수들이다. 식(1)을 행렬을 이용하여 다시 정리하면 다음과 같이 2차원의 NCAR 프로세스를 따르는 계(system)의 입출력 관계식을 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{g} \cdot \mathbf{B}^{-1} \cdot \mathbf{w} \quad (2)$$

여기서 행렬  $\mathbf{B}$ 는 식 (1)의 NCAR 계수를 원소로 하는 블럭 circulant 행렬<sup>9)</sup>이고,  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{w}$ 는 식(1)에서의 입출력 신호를 각각 열 벡터로 배열한 것이다. 그런데 식 (2)에서  $\mathbf{w}$ 는 상호 독립 동일 분포를 가지는 백색 가우스 잡음으로 가정하므로 분포 함수는 다음처럼 표현할 수 있다.

$$p(\mathbf{w}) = [1/(2\pi)^{M^2/2}] \exp[-1/2 \mathbf{w}^T \mathbf{w}] \quad (3)$$

식 (2), (3)으로부터 2차원의 NCAR 프로세스를 따르는 계의 출력 신호  $\mathbf{x}$ 의 확률 밀도 함수는 다음과 같다.

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{a}, \mathbf{g}) = [|\mathbf{B}(\mathbf{a})| / (2\pi)^{M^2/2}] \times \exp[-1/(2g^2) \cdot \sum_{s \in \Omega} e^2(s)]$$

$$\text{단, } e(s) = \mathbf{x}(s) - \sum_{r \in N} \mathbf{a}(r) \mathbf{x}(s+r) \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{g}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{a}$  등은 앞에서 설명한 것과 같이 NCAR 모델의 이득과 블럭 circulant 행렬 그리고 NCAR 계수로 이루어진 열 벡터를 나타낸다. 이와 같은 확률 밀도 함수를 갖는 신호로부터 역으로 원래의 계수  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{g}$ 를 추정하는 문제가 중요하다. 이러한 문제를 해결하는 계수 추정 기법으로는 일반적으로 세가지의 추정 기법을 사용한다. 첫째로는 ML 추정 기법이 있는데, 이 방법은 앞서의 식 (4)를 목적 함수로하여 그 목적 함수가 최대가 되도록하는 계수를 구하게 된다. 즉 관측 신호를 발생시킬 수 있는 계수  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{g}$ 가 어떠한 값을 가질 때에 주어진 영상 신호가 관측될 수 있는가를 확률적으로 나타내면 식 (4)가 되므로 이것을 최대화하는 계수가 곧 ML 추정 계수이다. 두번째로는 MAP 추정 기법이 있다. 이 방법은 식 (4)의 조건부 확률 함수에서 Bayes의 정리로부터 다음의 관계식이 성립함을 알 수 있다.

$$p(\mathbf{a}, \mathbf{g} | \mathbf{x}) = p(\mathbf{a}, \mathbf{g}) / p(\mathbf{x}) \quad (5)$$

즉 MAP 추정 기법에서는 ML 추정 기법과는 달리 식 (5)를 목적 함수로 사용한다. 식 (5)에서 보듯 MAP 추정 기법에서는 추정 대상인 계수를 랜덤 변

수로 간주한다는 것이 특징이다. 그러므로 만약 관측 신호에 잡음이 섞였다면 이 MAP 추정 기법을 사용하는 것이 타당하다. 세번째로는 MMSE(minimum mean squared error)추정 기법이 있는데 이 방법은 앞서의 식 (5)의 평균을 취하게 된다. 즉,  $E\{p(\mathbf{a}, \mathbf{g} | \mathbf{x})\}$ 를 추정치로 한다. 이 방법은 최소 자승법이라고도 알려져있다. 이와 같은 대표적인 계수 추정 기법 중에서 추정 대상인 계수를 랜덤 변수로 처리하는 MAP 추정 기법이 관측 잡음이 존재하는 경우에 가장 적절한 추정 기법이라고 알려져있다. 따라서 본 논문에서는 잡음이 가해진 texture 영상에 대하여 MAP 추정 기법을 적용하였다. 앞서 설명한 것처럼 2차원의 NCAR 프로세스를 따르는 계의 출력 신호  $\mathbf{x}$ 에 백색 가우시안 잡음  $\mathbf{d}$ 가 섞였을때 이 관측되는 신호를  $\mathbf{y}$ 라 하면 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{d} \quad (6)$$

여기서  $\mathbf{d}$ 는  $N(0, \sigma_d^2 \mathbf{I})$ 인 백색 가우시안 잡음이다. 이러한 관측 신호로부터 MAP 추정 기법에 의해 계수를 추정하기 위하여 다음처럼 목적 함수를 설정한다.

$$p(\mathbf{a}, \mathbf{g} | \mathbf{y}) \quad (7)$$

그러나 이 식은 매우 복잡한 연산 과정을 필요로 하므로 보조 변수를 삽입하여 몇개의 선형 함수로 근사화되는 식으로 변형하여 풀게 된다.<sup>10)</sup> 식 (7)에 보조 변수  $\mathbf{x}$ 를 삽입한 후 Bayes의 정리를 이용하여 다음처럼 표현한다.

$$p(\mathbf{a}, \mathbf{g}, \mathbf{x} | \mathbf{y}) = p(\mathbf{y} | \mathbf{a}, \mathbf{g}, \mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x} | \mathbf{a}, \mathbf{g}) \cdot p(\mathbf{a}, \mathbf{g}) / p(\mathbf{y}) \quad (8)$$

여기서  $p(\mathbf{y})$ ,  $p(\mathbf{a}, \mathbf{g})$ 는 모두 상수이므로 결과적으로 목적 함수는 다음처럼 된다.

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{a}, \mathbf{g}, \mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x} | \mathbf{a}, \mathbf{g}) \quad (9)$$

이와 같이 간략화된 목적 함수를 사용하여 계수 추정의 문제를 풀게 된다. 그런데 식 (9)를  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{g}$ 에 대하여 동시에 최대화시키기 보다는 식 (9)를 두 부분으로 나누어 최대화하는 편이 계산상 유리하다.<sup>11)</sup> 또한 식 (9)를 최대화시켜 얻게되는 추정치는 원래의 MAP 추정 기법에서의 목적 함수를 계산이 쉽도록 간략화한 식으로부터 구한 값이므로 최적치가 아닌 준최적(sub-optimum)인 추정치가 된다. 식 (9)는 두식의 곱으로 나타났는데 이 각각의 식을 교대로 최대화시키는 반복적 해법을 도입하여 문제를 해결하

였다. 반복적인 방법의 초기 상태로는  $\mathbf{x}_0$ 를 가정한 후, 식 (9)의 뒷부분 인  $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{a}, \mathbf{g})$ 를 최대화시키는 계수  $\mathbf{a}_1, \mathbf{g}_1$ 을 찾는다. 이것은 ML 추정 기법에서의 목적 함수와 같은 것으로서 Chellappa<sup>6)</sup>가 사용한 ML 추정 기법의 반복적 해법을 이용할 수 있다. 다음, 이렇게 구한  $\mathbf{a}_1, \mathbf{g}_1$ 을 식(9)에 대입하여  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{a}_1, \mathbf{g}_1) \cdot p(\mathbf{x}|\mathbf{a}_1, \mathbf{g}_1)$ 을 최대화시키는  $\mathbf{x}_1$ 을 찾는다. 이 과정을 수식화 하면 다음과 같다. 관측 신호  $\mathbf{y}$ 는 원래의 신호  $\mathbf{x}$ 에 잡음  $\mathbf{d}$ 가 포함된 것이므로 식 (9)에서  $p(\mathbf{y}|\mathbf{a}, \mathbf{g}, \mathbf{x})$ 는  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 라 표현할 수 있다. 그리고 이  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 는 식 (10)과 같다.

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = N(\mathbf{x}, \sigma_a^2 \mathbf{I}) \tag{10}$$

여기서  $N(\mathbf{x}, \sigma_a^2 \mathbf{I})$ 는 평균 벡터가  $\mathbf{x}$ 이고 공분산 행렬이  $\sigma_a^2 \mathbf{I}$ 인 정규 분포임을 의미한다. 또한  $p(\mathbf{x}|\mathbf{a}, \mathbf{g})$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{a}, \mathbf{g}) = N(\mathbf{0}, \mathbf{g}^2 \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^{-T}) \tag{11}$$

여기서  $\mathbf{g}$ 와  $\mathbf{B}$ 는 앞에서 설명한 것과 같다. 따라서 식 (9)는 다음과 같이 된다.

$$N((\mathbf{C}_1^{-1} + \mathbf{C}_2^{-1})^{-1} \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{y}, (\mathbf{C}_1^{-1} + \mathbf{C}_2^{-1})^{-1}) \tag{12}$$

여기서  $\mathbf{C}_1 = \mathbf{g}^2 \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^{-T}$  이고  $\mathbf{C}_2 = \sigma_a^2 \mathbf{I}$ 이다. 식 (12)는 앞서 설명한 것과 같이  $\mathbf{a}_1, \mathbf{g}_1$ 이 주어진 상태에서의 값이고  $\mathbf{x}$ 에 대해서 정규 분포이므로 최대값은 평균에서 나타난다. 그러므로 식 (9)를 최대화시키는  $\mathbf{x}_1$ 은 다음처럼 표현할 수 있다.

$$\mathbf{x}_1 = (\mathbf{C}_1^{-1} + \mathbf{C}_2^{-1})^{-1} \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{y} \tag{13}$$

그러면 식 (13)의  $\mathbf{C}_1$ 과  $\mathbf{C}_2$ 에  $\mathbf{g}^2 \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^{-T}$ ,  $\sigma_a^2 \mathbf{I}$ 를 각각 대입하여 식 (14)의 결과를 얻는다.

$$\mathbf{x}_1 = ((\sigma_a^2/\mathbf{g}^2) (\mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^{-T})^{-1} + \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} \tag{14}$$

이렇게 구한  $\mathbf{x}_1$ 을 다시 식 (9)에 대입하여 그 중 뒷부분의 식  $p(\mathbf{x}_1|\mathbf{a}, \mathbf{g})$ 를 최대화시키는  $\mathbf{a}_2, \mathbf{g}_2$ 를 구하고, 다시 이것을 앞서의 과정을 반복하여  $\mathbf{x}_2$ 를 구한다. 이상의 과정을 반복하여 최종적으로 계수  $\mathbf{a}_\infty$ 와 이득  $\mathbf{g}_\infty$ 를 구할 수 있다. 이와 같이 반복적인 방법에 의하여 계수 추정을 하는 과정을 그림 1에 흐름도로서 나타내었다. 그림 1은 두 개의 블록(block)으로 나뉘는데 그 각각의 블록은 앞서 설명한 반복적 MAP 추정 기법의 두 단계를 각각 나타낸다.

### III. Pyramid 구조를 이용한 영상 합성

앞에서 설명한 것처럼 NCAR 모델에 적합한 texture는 일정한 구조적 특징이 없는 random-field text-

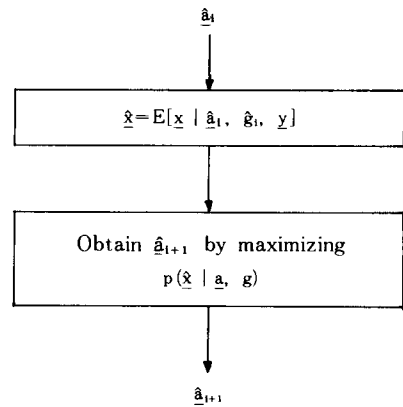


그림 1. 반복적 MAP 추정 기법의 흐름도  
Fig. 1. Block diagram of iterative MAP estimation.

ure이다. 그러나 texture는 일반적으로 이런 조건을 잘 만족하지 않기 때문에 NCAR 모델을 이용한 texture 합성은 많은 제약을 받게 된다. 따라서 본 논문에서는 texture가 약간의 구조적 특징을 가지고 있더라도 NCAR 모델 합성 기법을 적용할 수 있는 방법으로 계층적 Laplacian pyramid 구조를 이용하였다. 계층적 Laplacian pyramid 구조는 원래 점진적 영상 부호화(progressive image coding)를 위하여 Burt와 Adelson<sup>11)</sup>이 제안한 것으로 구조상 Gaussian pyramid와 Laplacian pyramid의 2개의 평면이 존재한다. Gaussian pyramid( $G_0, G_1, \dots, G_N$ )는 원 영상이 축소 간축(decimation)된 것이나, Laplacian pyramid( $L_0, L_1, \dots, L_N$ )는  $G_i$ 와  $G_{i+1}$ 의 간축-보간(decimation interpolation) 신호와의 차 신호로써 일종의 대역 신호(bandpass signal)로 간주될 수 있다. 따라서 texture 영상에 약간의 구조적 특징이 존재할 경우, 각 층의 Laplacian pyramid 신호는 원래의 구조적 특징을 많이 상실하게 되므로 NCAR 모델에 적합하게 된다. 즉 불균질인 영상의 각각의 대역 성분은 원 영상보다 균질성을 많이 내포하고 있다. 그러므로 본 논문에서는 우선 대상 texture 영상을 Laplacian pyramid 구조를 이용하여 각 층의 Laplacian pyramid로 분해한 후, 각 층의 Laplacian pyramid에 NCAR 모델 합성 기법을 각각 적용하였다. 그러나 Laplacian pyramid 구조에서 각 층의 Laplacian pyramid를 얻기 위해서는 일종의 저역 필터가 필요한데 본 논문에서는<sup>17)</sup>에서 제안된 half-band 필터를 사용하였다. 그림 2에 Laplacian pyramid 구조를 이용한 영상 합성 기법의 블록 선도를 보였다. 그림 2에서  $I_0$ 는 원래의 영

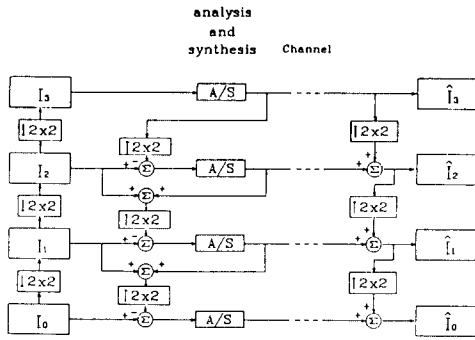


그림 2. 제안한 방법의 흐름도  
Fig. 2. Block diagram of the proposed method.

상이고,  $\hat{I}_0$ 는 합성된 영상을 나타낸다. 그리고 A/S 라 표시된 블록에서 NCAR 모델링 기법에 의해 모델링 및 합성 과정을 수행하게 된다. 그림 2를 보면, 각 층의 Laplacian 신호를 만드는 과정에서 모델링 및 합성 과정을 거친 합성 영상을 되먹임(feedback)시켜 다음 단계의 영상을 얻고 있다. 이러한 구조는 각 단계의 모델링 및 합성에서 발생 되는 오차를 보상하기 위한 것이다. Pyramid 구조에 되먹임(feedback)이 있는 경우와 없는 경우의 차이는 다음과 같다. 먼저 되먹임이 없는 경우는, 그림 2에서처럼 각 층의 A/S라 표시된 블록(block)에서의 출력(output) 신호를 이용해서 하위 층의 차 신호를 만들지 않고 A/S라 표시된 블록의 입력(input) 신호를 이용해서 하위 층의 차 신호를 만들게 된다. 이처럼 되먹임이 없는 pyramid 구조에서는, 각 층의 신호에 대한 각각의 모델링 및 합성 과정에서 발생하는 오차(error)가 최종 합성 결과에 모두 합해지게 된다. 반면에, 그림 2에 보인 것과 같이 pyramid 구조에 되먹임이 있게 되면 각 층에서 발생하는 모델링 및 합성 과정에서의 오차를 다음 단계로 넘겨 주어서 이 오차를 포함하는 신호를 다음 층의 신호에 포함시키게 된다. 이처럼 전 단계의 오차를 현 단계의 신호에 포함시켜서 모델링 및 합성 과정을 수행함으로써 pyramid 구조에서의 각 층의 모델링 및 합성 과정에서의 오차를 줄여나가게 된다. 따라서 pyramid 구조에 대한 신호 처리 기법들은 되먹임이 있는 경우가 없는 경우보다 유리하다. 이러한 이유 때문에 본 논문에서는 pyramid 구조와 NCAR 모델이 결합된 texture 합성 기법을 위하여 되먹임이 있는 pyramid 구조를 사용했다.

#### IV. 실험 결과

##### 1. 반복적 MAP 추정 기법에 의한 계수 추정

앞 절에서 유도한 반복적 MAP 추정 기법을 인위적 texture 영상에 적용하였다. 먼저, 정확히 조정된 계수에 의해서 식 (2)에 의해 영상을 합성한 후 여기에 백색 잡음을 가한 잡음 영상을 얻었다. 이때 사용된 계수의 값을 표 1에 보였다. 이렇게 얻은 잡음 영상에 대하여 앞 장에서 설명한 것처럼 반복적 MAP 추정 기법을 적용하였으며 추정된 계수를 사용하여 영상을 재합성하여 이것을 그림 3에 보였다. 그리고 이때의 추정된 계수를 표 1에 원래의 값과 함께 제시하였다. 그림3-(a)는 표 1의 계수를 사용하여 합성한 영상이고 그림3-(b)는 SNR= 0dB 인 잡음 영상이다. 그리고 그림3-(c)는 추정된 계수를 사용하여 재합성한 결과이다. 또한 추정된 계수의 정확도를 정량적으로 검토하기 위하여 다음처럼 평가 지수 LCSE(LPC coefficient squared error)를 정의하였다.<sup>1)</sup>

$$LCSE = 1 / N \sum (a_i^* - a_i)^2 \quad (15)$$

여기서  $a_i^*$ 는 표 1에 보인 원래의 계수값이고,  $a_i$ 는 추정된 계수값이다. 이처럼 계산된 LCSE를 SNR에 대하여 도시한 결과를 그림 4에 보였다. 그림 4를 살펴보면 SNR이 낮아지면 추정 정확도가 나빠지는 당연한 결과를 보여준다. 이상의 결과를 종합하면 반복적 MAP 추정 기법을 사용하여 보다 정확한 계수 추정이 이루어짐을 확인하였고, 부수적으로는 그림 3에 보인 것처럼 잡음 영상의 복원(restoration) 효과를 기대할 수 있다.

##### 2. Pyramid 구조와 NCAR 모델을 이용한 영상 합성

앞서 설명한 것과 같이 Chellappa<sup>6)</sup>가 제안한 NCAR 모델에 pyramid 구조를 도입하여 texture 영상을 합성하였다. 실제 texture 영상에 대한 실험은 다음의 순서로 진행되었다. 먼저, 영상 취득 장치로부터

표 1. 실험에 사용된 NCAR 계수의 값  
Table 1. NCAR coefficients for a test.

Neighbor	coefficient
(-1, -1), (1, 1)	-0.3126
(-1, 0), (1, 0)	0.5357
(-1, 1), (1, -1)	-0.25
(0, -1), (0, 1)	0.5246

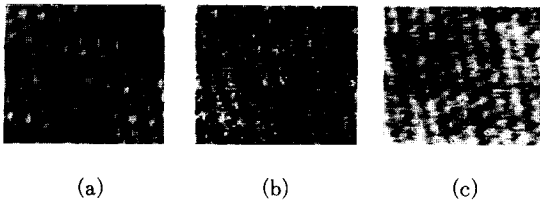


그림 3. 반복적 MAP 추정 결과  
 (a) 표 1의 계수에 의해 합성한 영상  
 (b) 잡음 영상 (SNR=0 dB)  
 (c) 추정된 계수로부터 재합성한 영상  
**Fig. 3.** Results of the iterative MAP estimation.  
 (a) synthesized image with the coeff. in Table 1.  
 (b) noisy image (SNR=0dB).  
 (c) re-synthesized image with the MAP estimated coeff.

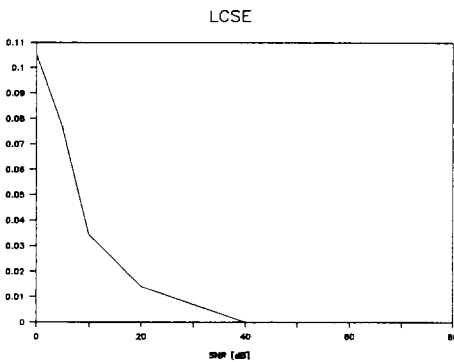


그림 4. SNR에 따른 추정 정확도  
**Fig. 4.** Performance of the MAP estimation based on the LCSE.

실제 texture 영상을 얻고, 이 영상에 대해 pyramid의 각 층의 Laplacian pyramid 신호를 발생시킨다. 이 때의 영상의 크기는 계산상의 이유로, 64×64 크기의 영상을 입력 영상으로 하였다. 따라서 각 층의 Laplacian pyramid 영상의 크기는 각각 64×64, 32×32, 16×16이 되는 데 64×64, 32×32의 두 Laplacian pyramid에 대해 NCAR 모델을 적용하고, 맨 마지막 Laplacian pyramid 16×16는 정보의 양이 많지 않으므로 그냥 양자화하여 사용하였다. 따라서 합성에 필요한 정보의 양은 16×16 Laplacian pyramid신

호와 32×32, 64×64 크기의 Laplacian pyramid 신호에 대한 NCAR 모델 계수들이다.

그러나 실험 결과 Laplacian pyramid 각 층의 신호에 대하여 NCAR 모델을 적용할 때, 적절한 차수의 NCAR 모델로 모델링하지 않으면 합성 texture가 원래의 texture와는 아주 판이하게 되는 현상을 확인할 수 있었다. 즉 NCAR 모델에 의해 texture를 합성할 때 합성 texture는 차수에 매우 민감한 영향을 받는 결과를 얻었다. 따라서 texture 영상에 NCAR 모델링 기법을 적용할 때에는 NCAR 모델의 차수를 고정시켜 사용할 수는 없으며 적용 texture 영상에 적절한 차수를 정해주어야 하나 현재 이에 대한 명확한 해결책은 제시되고 있지 않다. 이러한 NCAR 모델의 차수를 정해주는 방법으로서 본 논문에서는 다음과 같은 방법을 사용하였다. 즉 하나의 texture 영상에 대하여 여러 가지 (가능하다면 계산할 수 있는 모든 경우)의 차수로 모델링하여 다시 합성 영상을 얻어 원 영상과의 시각적 유사도가 가장 뛰어난 경우를 적합한 차수로 결정하였다. 즉 본 논문에서는, 2, 4, 6, 10, 12, 14, 18, 22, 24의 9 가지의 차수로 모델링한 후, 이 중 합성 영상의 화질이 시각적으로 가장 뛰어난 것을 해당 영상의 모델 차수로 결정하였다. 실험을 위하여, Brodatz의 앨범에서 D11로 표시된 섬유 texture와, D84로 표시된 raffia texture를 사용하였다. 이 중 섬유 texture는 영상내의 밝기가 고르지 못하고(세로방향의 strip 문양이 존재) 빗금 방향의 선이 있는 texture 영상으로서 이것을 바로 NCAR 모델로 나타내기에는 부적합하다. 이런 texture에 본 논문에서 제안한 방법으로 얻은 합성 texture 결과를 그림 5-10에 제시하였는데, 5-(a)는 원래의 섬유 texture 영상이고 그림 5-(b)는 각 층의 Laplacian pyramid 영상들이다. 그리고 그림 5-(c)는 Laplacian pyramid 각 층에 대한 합성 영상이고 그림 5-(d)는 최종적으로 합성된 texture이다. 또한 본 논문에서 제안하는 방법과 비교하기 위해서 원 texture 영상에 직접 NCAR 모델을 적용했을 때의 합성 결과를 그림 6에 보였으며 그림 7은 합성 영상을 얻을 때의 excitation 신호로서 residual 신호를 1 bit Max 양자기로 양자화한 신호를 사용하여 합성한 것이다. 그림 5-7에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 합성 기법이 양자화한 residual 신호를 사용한 기법보다도 시각적으로 우수한 합성 texture 영상을 얻을 수 있었다. 또 다른 예로서, raffia 영상에 대한 실험 결과도 이와 비슷한 결과를 보여주는데 그 결과들을 그림 8-10에 제시하였다.

두가지 texture 영상에 대한 실험에서는 앞에서 설

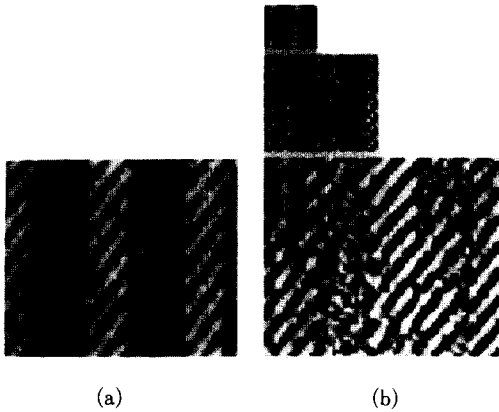


그림 5. Cloth texture 영상에 대한 실험 결과  
 (a) 원래의 texture (64×64)  
 (b) pyramid 각 계층의 texture 영상  
 (c) pyramid 각 계층에 대한 합성 texture 영상  
 (d) 최종 합성 texture 영상 (64×64)

Fig. 5. Results of the proposed method using cloth texture image.  
 (a) original texture (64×64).  
 (b) pyramid texture images.  
 (c) synthesized pyramid texture images.  
 (d) synthesized texture image (64×64).

명한 것처럼 실험적으로 적절한 모델 차수가 정해졌는데, 이 때 정해진 차수는 그림 5의 경우 최하위층 (64×64 크기의 영상)에서는 6차이고 중간층 (32×32 크기의 영상)에서는 10차이다. 그리고 그림 6에서는 최하위층은 24차, 중간층은 4차를 사용하였다. 이상의 실험 결과를 보면 제안한 방법이 기존의 NCAR



그림 6. Cloth texture 영상에 직접 NCAR 모델을 적용했을 때의 결과

Fig. 6. Results of using the conventional NCAR method(cloth texture image).

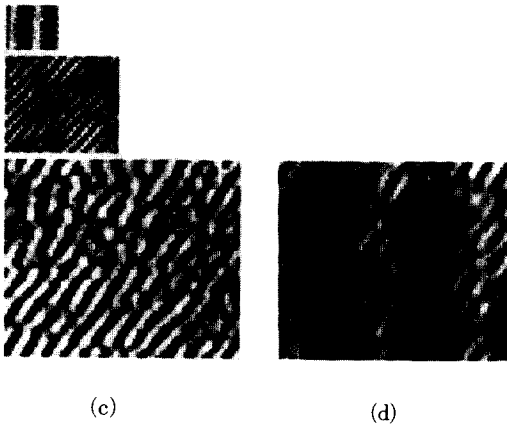
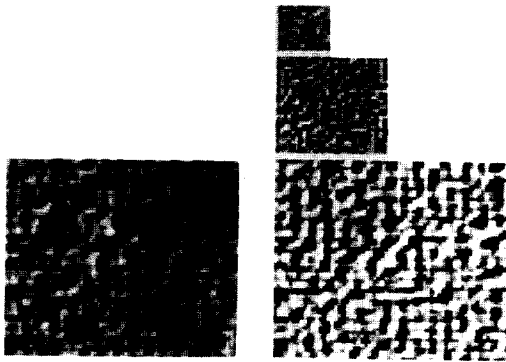


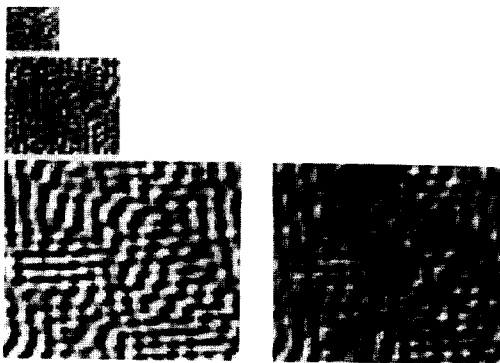
그림 7. Cloth texture 영상에 대해, 1-bit 양자화된 residual 신호를 사용했을 때의 결과

Fig. 7. Synthesized texture image using 1-bit quantized residual signal.

모델링 기법에 의해서 합성한 것보다 더 나은 결과를 얻게 됨을 확인하였다. 그리고 본 논문에서 제안하는 방법에서 필요로하는 정보량은, 앞서의 실험 예를 든다면, 그림 5의 경우 272개, 그림 6의 경우는 284개의 정보가 필요하다. 이에 비해서, 직접 NCAR 모델링 기법을 적용하고 오차 신호를 1비트(bit)로 양자화해서 합성시키는 경우 필요한 정보량은 NCAR 모델의 차수를 10차라 가정했을 때 이 10개의 계수와  $64 \times 64 \times 1$  비트의 정보를 필요로하게 된다. 만약 1개의 정보를 8비트(bits)로 양자화한다면 본 논문의 방법은 그림 5의 경우 272바이트(Byte), 그림6의 경우에는 284 바이트(Byte)의 정보량을 필요로하게 되나, 오차 신호를 1비트로 양자화하는 기존의 NCAR 모델링 기법에서는 522 바이트(Byte)의 정보를 필요로하게 된다.



(a) (b)



(c) (d)

그림 8. Raffia texture 영상에 대한 실험 결과  
 (a) 원래의 texture (64×64)  
 (b) pyramid 각 계층의 texture 영상  
 (c) pyramid 각 계층에 대한 합성 texture 영상  
 (d) 최종 합성 texture 영상 (64×64)  
 Fig. 8. Results of the proposed method using raffia texture image.  
 (a) original texture (64×64).  
 (b) pyramid texture images.  
 (c) synthesized pyramid texture images.  
 (d) synthesized texture images (64×64).

V. 결 론

본 논문에서는 NCAR 모델과 pyramid 구조를 이용한 texture 합성 기법을 제안하였다. 또한 texture에 잡음이 있더라도 정확한 NCAR 모델의 계수 추정을 위하여 이차원 MAP 추정 기법을 사용하였다. 본 논문에서 제안하는 합성 기법은 우선 입력 texture 영상을 pyramid 구조를 이용하여 각각의 Lapla-



그림 9. Raffia texture 영상에 직접 NCAR 모델을 적용했을 때의 결과  
 Fig. 9. Results of using the conventional NCAR method(raffia texture image).

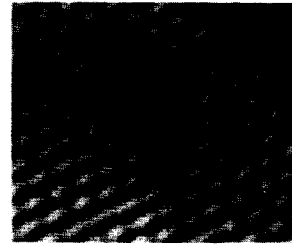


그림 10. Raffia texture 영상에 대해, 1-bit 양자화된 residual 신호를 사용했을 때의 결과  
 Fig. 10. Synthesized textured texture image using 1-bit quantized residual signal.

cian pyramid 평면으로 분해하여 NCAR 모델을 적용하기 때문에 입력 texture 영상에 약간의 구조적 특징을 가지고 있거나 불균질하더라도 우수한 합성 결과를 얻을 수 있었다. 실제 Brodatz 앨범에서 얻은 texture를 이용하여 합성한 결과, 기존의 pyramid 구조를 이용하지 않은 NCAR 모델 기법에 비해서 좋은 결과를 얻었다. 한편 이차원 MAP 추정 기법은 texture 합성 뿐만 아니라 잡음 영상의 복원 효과도 아울러 기대할 수 있었다.

參 考 文 獻

[1] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, pp. 166-194, 1982.  
 [2] A. Gagalowicz and S.D. Ma, "Sequential Synthesis of Natural Textures," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* vol. 30, pp. 289-315, 1985.



- [3] T.Y. Young, K.S. Fu, *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, Academic Press Inc., pp. 247-310, 1986.
- [4] D. Garber and A.A. Sawchuk, "Texture simulation using a best fit model," *Pattern Recognition and Image Processing Conference*, pp. 603-608, Dallas, Texas, Aug. 1981.
- [5] R.L. Kashyap and R. Chellappa, "Estimation and choice of neighbors in spatial interaction models of image," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-29, no. 1, pp. 60-72, Jan. 1983.
- [6] R. Chellappa and R.L. Kashyap, "Texture synthesis using 2-D noncausal autoregressive models," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, no. 1, pp. 194-203, Feb. 1985.
- [7] R. Chellappa, S. Chatterjee, and R. Bagdazian, "Texture synthesis compression using Gaussian-Markov random field models," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. SMC-15, no. 2, pp. 298-303, March/April 1985.
- [8] T. Tomita, Y. Shirai, and S. Tauji, "Description of texture by a structural analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-4, no. 2, pp. 183-191, March 1982.
- [9] M. Nagao, and et al., "Structural analysis of natural texture by Fourier transformation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 24, pp. 347-362, 1983.
- [10] F.M. Vilenrotter, R. Nevatia, and K.E. Price, "Structural analysis of natural textures," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 1, pp. 79-89, Jan. 1986.
- [11] P.J. Burt and E.H. Anderson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-31, no. 4, pp. 337-345, April 1983.
- [12] 박섭형, 이상욱, "영상 피라미드를 위한 최적 Half-Band FIR 필터," 전자공학회 논문지, 제 25권 제 7호, 1988년 7월.
- [13] J.S. Lim, "Enhancement and Bandwidth Compression of Noisy Speech by Estimation of Speech and Its Model Parameters," Ph.D. dissertation, Dept. of Electrical Engineering, MIT, 1978.
- [14] R. Bellman, *Introduction to Matrix Analysis 2nd ed.*, McGraw-Hill, pp.242-243, 1970.\*

---

 著 者 紹 介
 

---



鄭錫潤(準會員)

1964年 12月 16日生. 1987年 2月 서울대학교 제어계측 공학과 졸업 (공학사) 학위취득. 1989년 2월 서울대학교 대학원 제어계측 공학과 졸업(공학석사) 학위취득. 현재 삼성종합기술원 전자기기 연구소 연구원.

주 관심분야는 디지털 신호처리 등임.

李商郁 (正豫員) 第25卷 第7號 參照會

현재 서울대학교 제어계측공학과 부교수.