

## 화상분석을 이용한 소프트 센서의 설계와 산업응용사례 1. 외관 품질의 수치적 추정과 모니터링

유 준<sup>†</sup>

부경대학교 화학공학과  
608-739 부산광역시 남구 용당동 산 100  
(2010년 3월 27일 접수, 2010년 4월 21일 채택)

### Soft Sensor Design Using Image Analysis and its Industrial Applications Part 1. Estimation and Monitoring of Product Appearance

J. Jay Liu<sup>†</sup>

Department of Chemical Engineering, Pukyong National University, San 100, Youngdang-dong, Nam-gu, Busan 608-739, Korea  
(Received 27 March 2010; accepted 21 April 2010)

#### 요 약

화상분석(image analysis)을 이용하여 제품의 외관(外觀) 품질을 정량적으로 추정할 수 있는 소프트 센서를 설계하고, 이를 제품의 품질 모니터링에 적용하는 연구를 수행하였다. 여기에 사용된 방법론은 크게 다음의 세 단계로 구성되어 있다: (1) 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용한 화상으로부터의 질감(texture) 특징 추출, (2) 추출된 질감특징의 부공간 투영(projection on subspace)을 통한 제품 외관의 추정, 그리고 (3) 질감특징의 잠재변수(latent variables) 즉, 외관의 수치적 추정치를 목적에 맞게 사용. 이 방법에서는 제품의 외관을 서로 다른 불연속적인 부류로의 분류보다는, 연속적인 외관 변화를 일관적이고 정량적으로 추정하는데 초점을 두고자 한다. 이 방법은 인조대리석 외관의 수치적 추정과 품질 모니터링 적용사례를 통해 설명되었다.

**Abstract** – In this work, soft sensor based on image analysis is proposed for quantitatively estimating the visual appearance of manufactured products and is applied to quality monitoring. The methodology consists of three steps; (1) textural feature extraction from product images using wavelet transform, (2) numerical estimation of the product appearance through projection of the textural features on subspace, and (3) use of latent variables of textural features (i.e., numerical estimates of product appearance). The focus of this approach is on the consistent and quantitative estimation of continuous variations in visual appearance rather than on classification into discrete classes. This approach is illustrated through the application to the estimation and monitoring of the appearance of engineered stone countertops.

Key words: Image Analysis, Monitoring, Soft Sensor, Wavelet Transform, Latent Variable Subspace

#### 1. 서 론

화상분석(image analysis)은 40년 이상 연구되어 온 분야이다. 하지만 최근 10~15년 간의 연구는 눈부신 발전을 보였는데 이는 전산 및 화상 기술의 발전에 기인하며, 현재 연구의 논제는 수많은 주제와 응용분야를 포함한다. 제조산업에서의 자동조립과 검사, 서명 및 지문의 확인, 개인식별을 위한 얼굴 및 홍채 인식 등은, 전체 중 일부에 지나지 않는다[1,2]. 화상분석은 “정보를 얻거나 기계 및 공정을 제어하는 목적으로 비접촉 광학 센서를 통해 얻은 물체 또는 장면을 가진 화상을 해석하는 것”으로 정의할 수 있다[2]. 이 정의로부터

터 화상분석의 주된 목적은 “시각 센서가 제공하는 정보를 이용하여 컴퓨터가 그 주변환경을 이해하도록 하는 것”임을 알 수 있으며[2], 따라서 화상분석에는 화상의 질을 향상시키기 위한 화상처리와 화상에 나타난 특징을 인식하기 위한 패턴인식의 조합이 필요하다[3].

자동 조립과 자동 검사는 화상분석이 성공적으로 적용되어 온 분야이며, 아직도 계속 성장하고 있다. 이러한 성장의 원동력은 품질, 안전, 그리고 원가절감 개선에 대한 필요성이다. 그러나, 화상분석의 가장 성공적인 기술과 응용분야는 그 장면에 대한 어떤 특정한 가정이 성립하는 환경에 국한된다[2]. 예를 들면, 인쇄 회로기판 제조와 같은 전형적인 제조업에서 화상은 미리 결정된 모양, 구조, 방향성 등을 가진 물체의 장면이 들어 있다. 다시 말해, 이러한 산업에서 얻을 수 있는 화상의 장면들은 결정론적(deterministic)이다. 이러한 경우에 검사의 주된 목적은 미리 지정된 영역에 물체가 있는지, 또는

<sup>†</sup>To whom correspondence should be addressed.  
E-mail: jayliu@pknu.ac.kr

<sup>‡</sup>이 논문은 부경대학교 천재기 교수님의 정년을 기념하여 투고되었습니다.

물체가 바람직한 방향 또는 크기를 갖는가를 확인하는 것이고, 필요한 화상처리는 물론 화상분석 또한 주로 화상에서 직접 이루어진다.

한편, 공정산업에는 주된 관심이 정비가 제대로 안된 제품 또는 공정의 외관(外觀)에 있는 전혀 다른 종류의 문제들이 존재한다. 자동차용 압연강판의 표면품질[3], 혹은 부유선별공정에서 거품의 색상과 모양[4] 등이 그 예이다. 이 밖에 다른 경우에도 제품 또는 공정 외관의 확률론적(stochastic) 성질 때문에 화상이 담고 있는 장면에 대한 간단한 가정은 더 이상 성립하지 않는다[5,6]. 그렇기 때문에, 화상분석은 좀처럼 이와 같은 문제엔 적용되지 않았고 적용되어도 큰 성공을 거두지 못했다. 부유선별 공정의 예에서, 거품은 모양, 방향, 그리고 그 크기가 변하는 아주 복잡한 패턴을 갖는다[4]. 또한 서로 다른 패턴들이 모여 보다 더 복잡한 패턴을 만들 수 있기 때문에, 이러한 패턴에는 전혀 다른 독립적인 부류란 존재하지 않는다. 기본 패턴의 개수, 형태 그리고 변화하는 특성에 따라, 무수히 많은 패턴이 있을 수 있다. 이러한 확률론적인 성질 때문에, 현재는 제품이나 공정의 외관 상태 또는 품질은 거의 대부분의 경우에 숙련된 작업자가 판단하며 제어 역시 그들의 판단에 맡겨진다. 이러한 이유로, 사람 판단의 불일치성(inconsistency)이 아직도 심각한 문제로 남아있다.

이 연구의 목적은 공정산업을 위해 제품 외관을 수치적으로 추정하는 소프트 센서의 설계와 그 응용을 설명함에 있다. 소프트 센서의 설계를 통해 종전의 화상분석에서는 좀처럼 시도되지 않았던 새로운 응용분야와 새로운 기능들을 가지게 된다. 새로운 응용분야는 제품 혹은 공정의 확률론적인 외관이 중요한 모든 제조업 분야를, 새로운 기능은 제품 혹은 공정 외관의 추정, 모니터링, 제어, 최적화를 포함한다. 이 연구에서 외관이란 제품의 질감적(textural) 외관을 의미한다. 이 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 웨이블릿(wavelet) 질감분석, 질감 정보로부터 정량적인 외관품질을 얻기 위한 잠재변수 방법, 그리고 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA) [7] 을 이용한 다변량 통계공정제어 등의 방법을 융합한 새로운 화상 분석법이 소개된다. 인조대리석 외관에의 산업적용 사례를 통한 이 방법의 설명은 3절에, 본 논문의 요약과 결론은 4절에 있다.

## 2. 화상분석을 이용한 소프트 센서 설계

### 2-1. 웨이블릿 변환과 질감분석

일반적으로 제품의 외관은 제품 표면의 색상과 질감의 단독 또는 조합에 의존한다. 이 논문에서 다루는 인조대리석의 제조에 있어서, 인조대리석의 외관은 궁극적으로는 grayscale이고 따라서 질감 성질만 관련이 있다. 그러므로 이 논문에서는 2차원 웨이블릿 변환에 의한 질감 성질의 추출에 중점을 둔다. 하지만, 컬러 화상으로부터 색상 정보를 추출하는 많은 연구결과가 있고[8,9], 최근에는 분광정보와 질감정보를 통합하는 연구결과 또한 있다[4]. 본 연구에서 사용한 방법론을 확장하여 색상을 가진 인조대리석 제조의 경우에도 쉽게 적용될 수 있을 것으로 판단된다.

인간의 시각 시스템이 질감을 인식할 때 다채널, 공간-주파수 분석과 유사한 방법으로 인식한다는 정신물리학(psychophysical)적인 증거가 존재한다[10]. 따라서 화상의 주파수 분해만을 수행하는 2차원 푸리에 변환보다는, 공간-주파수 분해를 수행하는 가보(Gabor) 변환이나 2차원 웨이블릿 변환이 질감분석에 적합하다. 또한 웨이블릿 변환이 가보 변환보다 선호되는 이유는 이산화되었을 때, 웨이블릿 변환이 좋은 공간, 주파수 국소화를 유지할 수 있기 때문이다[11]. 이

러한 이유로 웨이블릿에 기반한 질감분석 방법은 웨이블릿 질감분석법(Wavelet Texture Analysis, WTA)이라고 불리며 현존하는 방법 중 가장 우수한 방법이고 많은 경우에 다른 질감분석 방법보다 좋은 성능을 보여왔다[12]. WTA는 또한 압연강판 표면의 평가, 부유선별 공정의 모니터링 등에 성공적으로 적용된바 있다[3,4]. 본 논문에서는 웨이블릿 변환과 WTA에 대해 간단히 설명하고자 한다. 웨이블릿 변환에 대한 자세한 설명은 참고문헌을 참조하기 바란다[11].

신호  $f(s)$ 의 연속 웨이블릿 변환(Continuous Wavelet Transform, CWT)은 콘볼루션 적분에 의해 정의된다.

$$\text{CWT}(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(s) \psi\left(\frac{\tau-s}{a}\right) ds \quad (1)$$

여기서  $a$ 와  $\tau$ 는 각각 스케일(scale) 및 시프트(shift) 매개변수이다. 이 식은 입력신호와 모 웨이블릿 (mother wavelet)  $\psi(s)$ 의 변형된 형태인  $\psi((\tau-s)/a)$ 와의 상관계수로 해석될 수도 있다. 계수의 크기는 신호의 주파수와 해당되는 확장된 웨이블릿의 주파수가 일치할 때 최대가 된다.

이산 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transform, DWT)은 CWT를 이항 스케일(dyadic scale)  $a=2^j$ 와  $\tau=2^k j \in \mathbb{Z}^+$ ,  $k \in \mathbb{Z}$ 에서 계산한 것이다. 그리고 모 웨이블릿  $\psi(s)$ 은 스케일링 함수  $\phi(s)$ 와 적합한 일련의 연속적인 숫자  $h[k]$ 와 관계가 있다[13]:

$$\psi(s) = \sqrt{2} \sum_k h_1[k] \phi(2s-k) \quad (2)$$

이때  $\psi(s) = \sqrt{2} \sum_k h_0[k] \phi(2s-k)$ ,  $h_1[k] = (-1)^k h_0[1-k]$ 이다. 다음의 관계를 이용하면, 분해 단계  $j$ 에서의 이산 웨이블릿 변환은  $\phi(s)$ 와  $\psi(s)$  없이도 계산될 수 있다.

$$\phi_{j,i}[k] = 2^{j/2} h_0^{(j)}[k-2^j i] \quad (3)$$

$$\psi_{j,i}[k] = 2^{j/2} h_1^{(j)}[k-2^j i] \quad (4)$$

여기서  $h_m^{(j+1)}[k] = [h_m] \uparrow_{2^j} * h_m^{(j)}[k]$ ,  $h_m^0[k] = h_m[k]$  ( $m=\{0,1\}$ ),  $[\cdot] \uparrow_{2^j}$ 는  $2^j$  up-sampling이고,  $j$ 와  $i$ 는 각각 scale과 translation 매개변수이다.  $a_{(j)}[l]$ 를 스케일링 함수의 확장계수 또는 근사(approximation) 계수,  $d_{(j)}[l]$  ( $j=1, 2, \dots, J$ )를 웨이블릿 계수 또는 상세(detail) 계수라 하면 신호  $f(s)$ 의 DWT 계수는 다음과 같이 계산된다:

$$a_{(j)}[l] = \langle f[k], \phi_{j,i}[k] \rangle, d_{(j)}[l] = \langle f[k], \psi_{j,i}[k] \rangle \quad (5)$$

2차원(two-dimensional, 2-D) DWT로의 확장은 몇 가지 방법이 있는데 그 중 분리 가능법(separable solution)이 가장 쉬운 방법이다[11]. 분리가능법을 이용한 2-D DWT는 사각형으로 나뉜 주파수 스펙트럼을 제공하며, 그 계수는 수평, 수직, 대각선으로 강한 방향성을 가지고 있다(2-D DWT의 계수 역시 2D 이므로 종종 subimage라고 불린다). 앞에서 설명한 분리가능법을 이용한 2-D DWT를 Fig. 1과 2에 나타내었다.

WTA는 질감은 공간 축과 스케일(scale) 축으로 이루어진 3차원 스케일 공간상에 독특한 분포를 가진다는 가정으로부터 출발한다. 따라서 질감을 가진 화상의 스케일 공간의 스케일 축을 적당히 이산화하면 다른 질감들은 각기 고유한 특징들을 갖게 된다. 웨이블릿에 기반한 특징 추출 및 검출에 관한 많은 연구는 이 가정에 기반을 두고

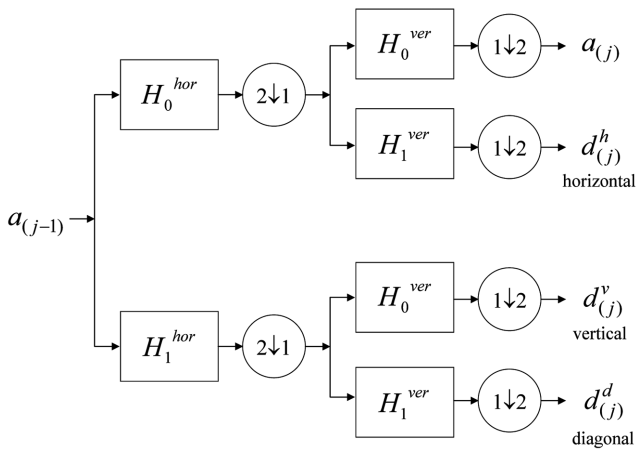


Fig. 1. 2-D discrete wavelet decomposition at  $j$ -th stage. It consists of horizontal and vertical filtering of 2-D signals using low-pass and high-pass 1-D wavelet filters  $H_0$  and  $H_1$ . Separable horizontal ( $2\downarrow 1$ ) and vertical ( $1\downarrow 2$ ) down-sampling by 2 gives a separable sampling lattice. Because a separable solution for 2-D DWT gives strong directionality to its coefficients, detail coefficients are often called horizontal (h), vertical(v), and diagonal(d), respectively.

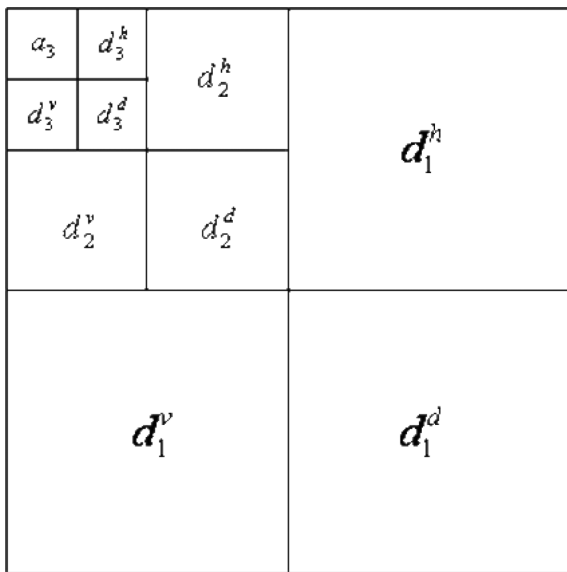


Fig. 2. Three-level decomposition using standard 2-D DWT tree structure.

있다. grayscale 화상의 웨이블릿  $j$  분해단계에서  $k$  번째 상세(detail) 웨이블릿 계수를  $d_{(j)}^k$  ( $j=1, 2, \dots, J; k=h, v, d$ )라고 하자. 이 때 ‘h’, ‘v’, ‘d’는 Fig. 1과 2에 나타난 바와 같이 각각 수평, 수직, 대각선을 의미한다. 화상의 경우 변환의 결과인 웨이블릿 계수 또한 2차원이므로 종종 웨이블릿 부화상(sub-image)라고 부르며, 이를 행렬로 간주하면 웨이블릿 계수의 에너지는 다음과 같이 정의된다.

$$E_{jk} = \|d_{(j)}^k\|_F^2 \tag{6}$$

이때  $\|\cdot\|_F$ 는 프로비니어스 놈(Frobenius norm)을 나타낸다. 때로는 이 값을 화소의 수로 나누어 정규화된 에너지를 구하기도 한다. 웨이블릿 계수들의 에너지들로 구성된 특징 벡터를 주로 웨이블릿 에

너지 서명(wavelet energy signature)이라고 하며 가장 널리 쓰이는 웨이블릿 질감 특징 중 하나이다. 상세 웨이블릿 계수들의 산술평균은 0과 같으므로 정규화된 에너지는 분산과 같고 따라서 웨이블릿 부화상의 명암의 대조에 관한 정보를 나타낸다. 2차원 이상 웨이블릿 변환에 근거한 WTA의 개념은 임의의 구조를 갖는 2차원 웨이블릿 패킷에도 확장될 수 있다.  $J$ 번째 분해단계에서, 화상의 특징벡터 크기는(근사 계수를 포함했을 때) 표준 2차원 이상 웨이블릿 변환의 경우  $3J+1$ , 2차원 웨이블릿 패킷의 경우  $4J$ 이다.

**2-2. 외관품질의 정량적 추정**

인간의 시각체계에서 선택적 특징 추출은 물론 추출된 정보의 압축과 해석 또한 가능하다. 예를 들면, 조업자는 수 메가바이트에 해당하는 수백만 화소 이상의 압연강판의 표면을 보고 표면품질을 ‘ 좋음’, ‘보통’, 그리고 ‘나쁨’으로 평가한다. 따라서, 화상으로부터 추출된 특징벡터의 정보를 단순화하고 압축하여 보다 더 효율적인 방법으로 중요하고 일관된 정보를 표현하는 단계가 필요하다.

이러한 이유로 화상으로부터 얻은 웨이블릿 질감 특징의 차원압축이 필요하며 이는 주성분분석(Principal Component Analysis, PCA), 독립성분분석(Independent Component Analysis, ICA)[14,15] 등을 통해 가능하다. 이 부가적인 단계는 외관의 확률론적인 성질을 다루는데 반드시 필요하며, 이 논문에서 소개되는 새로운 화상 분석법의 결정적인 요소이다. 위에서 언급된 선형 투영 방법들은 모두 고차원의 특징공간을 저 차원의 잠재 변수 공간으로 매핑(mapping)하는 연산자(operator)를 구하며, 외관품질의 수치적 추정에 있어 최적의 방법들이다.  $(K \times 1)$  벡터  $\mathbf{x}$ 를 화상의 2차원 이상 웨이블릿 변환 후 비선형 변환(예를 들면,  $\|\cdot\|_F$ )을 통해 얻은 특징벡터라 하고,  $(A \times 1)$  벡터  $\mathbf{t}$ 를 선형 투영방법을 통해 얻은 잠재 변수 벡터라 하자. 그러면,  $(A \times K)$  매핑 행렬  $\mathbf{W}$ 를 통해 다음의 식이 성립한다.

$$\mathbf{t} = \mathbf{W}\mathbf{x} \tag{7}$$

행렬  $\mathbf{W}$ 는 주성분분석에서는 부하행렬(loading matrix)에, 독립성분 분석에서는 분리행렬(separating matrix)에 해당한다.

어떤 선형 투영방법에서든 잠재변수는 매핑 행렬의 행을 계수로 하는 특징벡터 각 항의 선형조합이기 때문에, 매핑 행렬의 행은 잠재변수에 대한 특징벡터 각 항의 기여도를 나타낸다. 따라서 특징이 어떤 정신 물리학적(psychophysical) 의미를 가지고 있다면 잠재변수에 정신 물리학적 의미를 부여할 수 있다. 이는 외관품질을 수치적으로 추정하는데 있어 매우 중요하며, 특징의 압축을 위해 투영 방법을 선택한 이유이기도 하다. 다른 중요한 이유는 제품 또는 공정의 외관품질은 종전의 일반적인 분류(classification) 문제에서처럼 불연속적이거나 전혀 공통적이지 않은 품질이 아니라 연속적인 품질이다. 예를 들면, 강판 표면의 품질은 ‘ 좋음’에서 ‘보통’을 거쳐 ‘나쁨’으로 점차적으로 나빠지며[3]. 부유 선별공정의 상태에 가해진 화학약품과 원석의 광물 함유량, 그리고 이전 부유 공정의 상태에 따라 점차적으로 변한다[4]. 따라서, 분류방법을 사용하여 얻어진 불연속적인 분류군을 사용하는 것보다, 투영 방법 후 얻어지는 연속적인 잠재변수를 사용하는 것이 외관품질의 연속적인 정량 추정치를 얻는데 보다 더 적합하다. 이 정량적인 제품 외관품질의 추정치는 실시간 모니터링을 가능하게 할 뿐 아니라, 나아가서는 디먹입 제어까지도 가능하게 한다.

2-3. 외관품질의 다변량 통계공정제어

통계공정제어에서 데이터 행렬  $\mathbf{X}$ 는 제어상태에 있을 때 즉, 정상조업일 때 수집된다. 일반적으로 이 행렬은 공정변수 또는 제품변수의 행 벡터로 이루어진 관측치들로 구성되는데, 본 연구의 경우엔 제품의 화상으로부터 추출된 질감특징벡터로 구성된다. 따라서  $\mathbf{X}$ 의 각 행은 질감특징벡터의 전치벡터인  $\mathbf{x}^T$ 로 구성된다. 그러면 주성분분석은  $(m \times K)$  특징벡터행렬  $\mathbf{X}$ 를 감소된 차원의  $(m \times A)$  잠재변수행렬  $\mathbf{T}$ 를 이용하여 다음과 같이 나타낸다:

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{W}^T + \mathbf{E} \tag{8}$$

여기서  $m$ 는 관측수(본 연구에서는 화상의 개수),  $\mathbf{E}$ 는 잔차행렬이고 잠재변수행렬  $\mathbf{T}$ 의 각 행은 잠재변수벡터의 전치벡터  $\mathbf{t}^T$ 로 구성된다.  $(A \times 1)$  잠재변수벡터  $\mathbf{t}$ 는  $(K \times 1)$  관측벡터  $\mathbf{x}$ 가 잠재변수공간에 투영된 위치이며, 이때  $K \gg A$ 이다. 잠재변수공간에서 관측벡터  $\mathbf{x}$ 까지의 거리는 종종 제곱예측오차(Squared Prediction Error, SPE)로 불리며 다음과 같이 계산된다[16]:

$$\begin{aligned} \text{SPE}_x &= \mathbf{e}^T \mathbf{e} \\ &= \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2 \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \mathbf{W}^T \mathbf{W}) \mathbf{x} \end{aligned} \tag{9}$$

여기서  $\mathbf{I}$ 는 항등행렬이다. 이 값은 때로  $Q$  통계값 또는 모델과의 거리(DModX)로도 불린다.

정상조업일 때 수집된 데이터  $\mathbf{X}$ 로부터 정상조업 영역의 저 차원 모델을 제공하는 투영행렬  $\mathbf{W}$ 가 구해지면, 이 투영행렬을 사용하여 새로운 관측벡터  $\mathbf{x}_{new}$ 가 이용 가능할 때마다 상응하는 새로운 잠재변수벡터  $\mathbf{t}_{new} (= \mathbf{W}\mathbf{x}_{new})$ 와  $\text{SPE}_{x_{new}} (= \mathbf{x}_{new}^T (\mathbf{I} - \mathbf{W}^T \mathbf{W}) \mathbf{x}_{new})$ 를 계산하고 정상조업과 비교할 수 있다. 주성분분석을 이용한 다변량 통계공정제어의 경우, Hotelling의  $T^2$  통계치와 SPE가 사용된다[16].

SPE와 Hotelling의  $T^2$  통계치는 상호 보완적이라는 사실은 잘 알려져 있다[16]. Hotelling의  $T^2$  통계치는 주성분분석 모델 공간 안에서 현재 조업 상태의 크기를 나타내며, SPE 통계치는 모델 평면으로부터 새로운 특징벡터와의 수직거리를 나타낸다. 정상조업일 경우 두 통계치 값은 각각의 한계치(upper control limits) 이하이어야 한다.

3. 인조대리석의 외관품질 모니터링

3-1. 문제 정의

인조대리석 제조 공정을 Fig. 3에 간략하게 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 인조대리석은 석영 조각과 열경화성 수지, 그리고 염료 등의 첨가제를 이용하여 제조한다. 최종 인조대리석의 외관품질은 분쇄기 속도, 첨가제의 양, 경화온도, 그리고 반죽(kneading) 조건에 따라 결정된다. 그 예로써, 4개의 다른 인조대리석 시편과 그에 해당하는 숙련된 조업자의 정성적 외관품질 판단 결과를 Fig. 4에 함께 나타내었다.

Fig. 4의 화상을 포함하여 본 연구에 사용된 인조대리석의 모든 화상은 디지털 카메라를 이용하여 촬영하였으며, 화상 조건은 24 bit 1,024×1,024 grayscale이다. 본문의 그림에 사용된 화상을 제외한 나머지 화상은 Appendix Fig. A1에 나타내었다. Fig. 4에서 극단의 외관품질을 가지는 58번과 75번 인조대리석을 비교하면 그 차이를 쉽

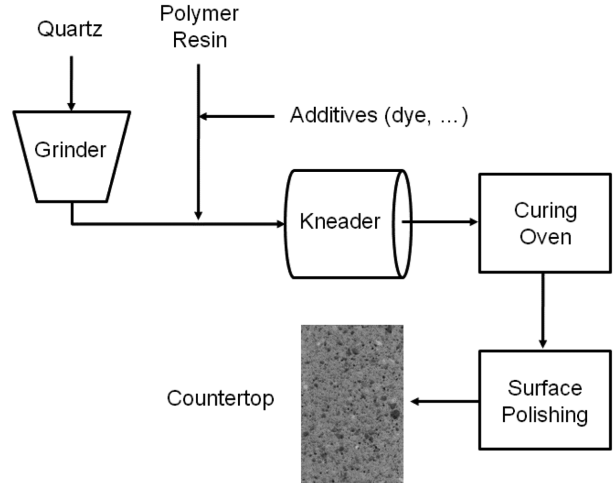


Fig. 3. Schematic diagram of engineered stone countertop manufacturing.

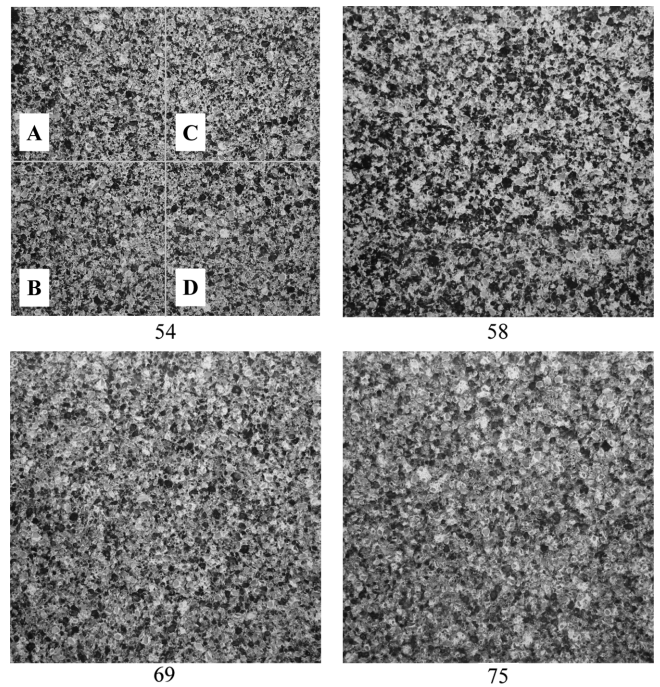


Fig. 4. Four sample images of countertop slabs. Experts' evaluations are: slab number 54 – “too much area with fine scale structure,” 58 – “high contrast,” 69 – “on aim pattern,” and 75 – “coarse pattern”. In sections 3-2 and 3-3, original images are subdivided into four smaller images as shown in slab 54.

게 알 수 있다. 사실 비 숙련자라 할지라도 Fig. 4의 각 인조대리석들을 비교하면 외관품질의 차이가 있는 것을 쉽게 알 수 있고, 또 숙련자의 정성적 판단에 동의할 것이다. 하지만, 판단의 일관성 문제를 떠나서 이와 같은 외관품질을 몇 가지의 한정된 기준을 가지고 묘사하는 것은 극히 어려운 일이다. 본 연구에서 다른 인조대리석 외관품질의 경우, 심지어 숙련자들도 그러한 판정기준을 가지고 있지 않아 정성적인 판단을 내릴 수 밖에 없었고 분석에 사용된 모든 인조대리석이 해당하는 정성적 판단을 가지고 있지도 않았다(Appendix의 Table A1 참조). 더구나 인조대리석의 질감은 열경화성 수지, 석영, 첨가제 그리고 다른 조업조건에 매우 복잡한 조합에 의해 결정되므

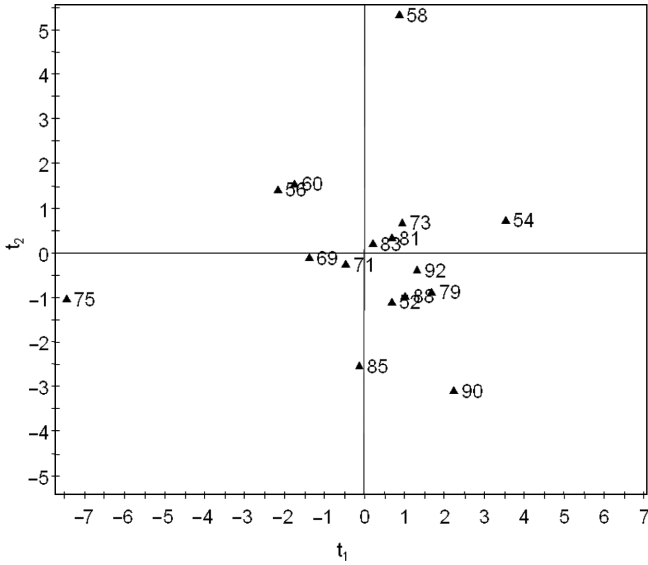


Fig. 5.  $t_1$ - $t_2$  score plot of (16×19) data matrix from PCA.

로, 인조대리석의 외관품질엔 정의와 구분이 가능한 서로 별개인 부류가 있을 수 없다. 그러므로 각 화소가 동일한 외관품질을 갖는 인조대리석을 만든다는 것은 불가능한 일이다. 공정조업의 관점에서 이와 같이 정의가 어렵고 확률론적인 질감 패턴이 바로 모니터링과 제어의 대상이다.

3-2. 외관품질의 추정

본 연구를 위해 획득한 인조대리석 사진은 총 16개로 각기 다른 조업조건에서 제조된 인조대리석을 촬영한 것이다. 16개의 인조대리석을 16개의 각기 다른 회분식 제품으로 가정하고 2절에서 설명한 방법으로 인조대리석의 외관품질을 추정할 수 있는지 알아보기 위하여 다음과 같은 일련의 작업을 실시하였다. 질감특징의 추출을 위해서 우선 6단계 2차원 웨이블릿 변환을 1차 Coiflet 필터를 사용하여 수행하였다. 여기서 분해 단계나 웨이블릿 필터의 선택은 제시된 가이드라인을 따랐다[17]. (19×1) 에너지 서명은 각 화상의 19개의 웨이블릿 계수로부터 계산되었다( $a_6$ 와  $d_{(j)}^k$ ;  $k \in \{h,v,d\}$ ,  $j \in \{1,2,3,4,5,6\}$ ). 끝으로 16개의 화상으로부터 획득한(19×1) 에너지 서명으로 이루어진 데이터 X(16×19)를 주성분 분석을 이용하여 분석하고 그 결과인  $t_1$ - $t_2$  잠재변수 플롯을 Fig. 5에 나타내었다. Fig. 4의 4가지 인조대리

석 그리고 Fig. 6의 3가지 인조대리석의 외관품질과 Fig. 5에서 해당 인조대리석의 위치를 비교해 보면 주성분분석을 통해 획득한 잠재변수 값이 인조대리석의 외관품질을 잘 나타내는 것을 알 수 있다. Fig. 5에서 외관이 비교적 비슷한 인조대리석 52, 85, 그리고 90은 비교적 가까이 위치해 있는 반면, 외관이 매우 다른 인조대리석 54와 75, 58과 75, 또는 90과 75는 비교적 멀리 위치해 있다. 따라서 주성분분석이 제공하는 질감특징벡터의 잠재변수는 확률론적인 외관품질의 일관되고 정량화가 가능한 추정치로 사용될 수 있다.

이번에는 데이터 X의 관측수를 증가시키기 위해 원래의 화상을 겹치지 않는 4개의 작은 (512×512) 화상으로 나누어 1개의 인조대리석 안의 국부적인 외관품질의 변화를 나타내게 하고, 이를 동일 회분내 제품(within-batch products)으로 가정하였다. 따라서 화상의 총 개수는 16개의 인조대리석 1개당 4개의 회분내 제품이므로 16×4=64개가 된다. 이중 원래의 각 인조대리석 당 1개의 화상을 테스트 데이터로, 나머지 3개의 화상을 학습 데이터로 사용하여 만들어진 새로운(48×13) 데이터 X를 가지고 앞에서 설명한 방식 그대로 외관품질을 추정한 결과를 Table 1, 그리고 Fig. 7에 나타내었다. 단, 이때 웨이블릿 분해단계는 4단계로 하였다.

Table 1의 R<sup>2</sup>와 Q<sup>2</sup> 값으로부터 13개의 변수를 가진 데이터 전체 변화의 상당 부분이 3개의 주성분을 갖는 주성분 모델로 설명 및 예측이 가능함을 알 수 있다. 이는 Fig. 7에서 ○로 표현된 테스트 데이터가 ●로 표현된 학습 데이터에 가까이 위치하고 있는 것으로도 확인된다. 다시 말해서 13 차원의 에너지 서명으로 표현된 인조대리석의 외관품질이 3차원의 주성분분석 모델로 잘 묘사될 수 있다는 것이다. 또한 Fig. 7로부터 회분내 변화(원래 각각의 인조대리석 내의 부분적 변화)가 회분간 변화(서로 다른 인조대리석 간의 변화)보다 작음을 알 수 있다. 즉, 그림에서 75A~75D 또는 58A~58D간의 거리가 75와 58 사이의 거리보다 매우 작다. 이는 앞에서 언급한 바와 같이 질감특징벡터의 잠재변수, 즉 주성분 값이 인조대리석 외관 품질을 정량적으로 나타냄을 의미한다. 또한 2-1절에서 언급한 바와

Table 1. Cumulative R<sup>2</sup>(fraction of the sum of squares explained by the model) and Q<sup>2</sup>(fraction of the total variation of data that can be predicted by the model) of the PCA model

Dimension of Latent Space	R <sup>2</sup> (%)	Q <sup>2</sup> (%)
1	68.5	59.2
2	91.8	83.4
3	98.0	94.4

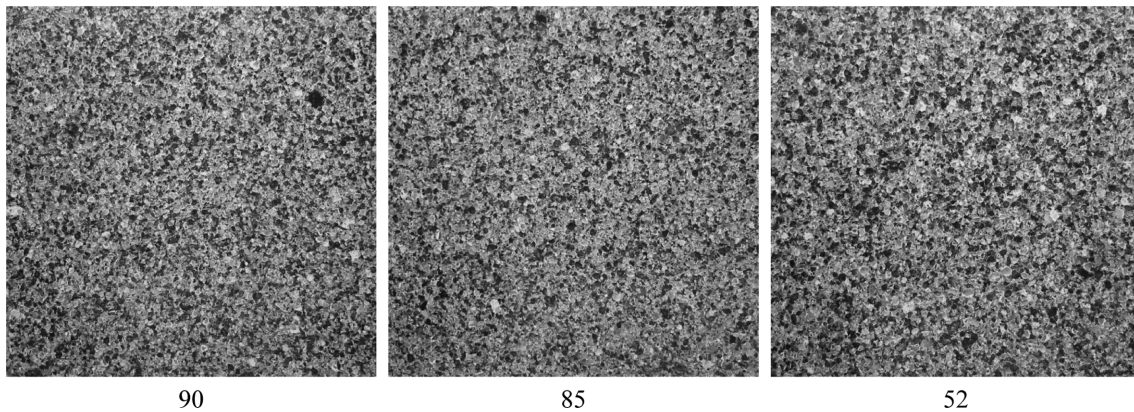


Fig. 6. Slab number 90, 85 and 52.

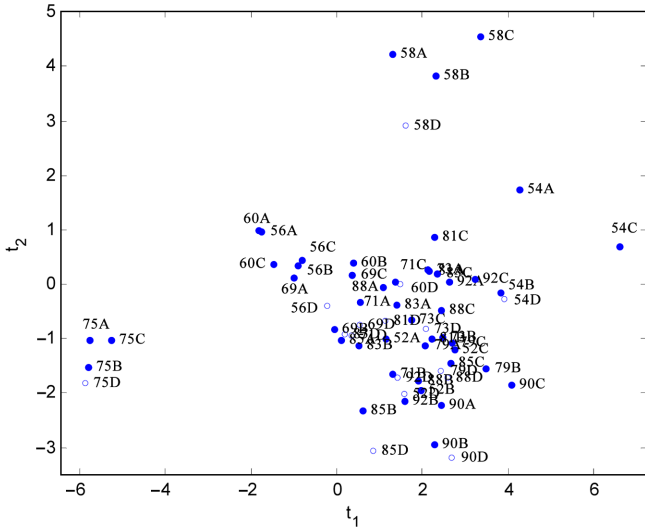


Fig. 7.  $t_1$ - $t_2$  and score plot(●-training data, ○-test data).

같이 잠재변수에 시각적인 의미를 부여할 수도 있다. Fig. 5-7에서 인조대리석 54(“too much area with fine scale structure”)와 75(“coarse pattern”)의 위치와 외관품질을 비교해보면 잠재변수  $t_1$ 은 외관의 세

밀한 정도를 설명함을 알 수 있다. 같은 방법으로 인조대리석 58과 90을 비교해보면  $t_2$ 는 외관의 음영 대비(contrast) 정보를 설명함을 알 수 있다.

3-3. 외관품질의 모니터링

2-2에서 언급한 바와 같이 통계공정제어에서 데이터  $X$ 는 정상조업일 때 수집된다. 이를 위해 숙련자에 의해 양품으로 판정된 인조 대리석 4개의 화상을 각각 4개의 작은 화상으로 나누고, 3-2에서 한 바와 같이 각각의 작은 화상으로부터 질감특징벡터를 추출하여 (16×13) 양품 데이터  $X$ 를 획득하였다. 이 양품 데이터를 이용하여 정상조업을 묘사하는 주성분분석 모델을 구하고, 이 모델로부터 구한 Hotelling  $T^2$ 와 SPE 차트를 이용한 다변량 통계공정제어 결과를 Fig. 8에 나타내었다(이때 신뢰수준은 95%로 하여 제어상한선(upper control limit)을 구하였다).

Fig. 8에 주어진 다변량 통계공정제어 결과로부터 인조대리석 54A~D, 58A~D, 75A~D, 79A~D, 85A~D, 88A~D 그리고 90A~D 가 불량 인조대리석으로 검출되었음을 알 수 있다. Table A1에서 보는 바와 같이, 이 중 인조대리석 54, 58, 75는 이미 숙련자에 의해 불량량으로 판정된 제품이었다. 또한 3-2절에서 언급한 주성분분석을 통한 외관품질의 추정은 전에는 불가능했던 불량 인조대리석의 부가적인 해석을 가능케 한다. 예를 들면 Fig. 8에서 불량품으로 검출되었지만 숙련자조차 정성적 판단을 내릴 수 없었던 인조대리석 90의 경우 중앙의 양품과 비교하여 보다 세밀하고(양의  $t_1$  값), 음영 대비가 낮음을 알 수 있다(음의  $t_2$  값). 이러한 정보는 공정 조업 중에 조업자가 운전조건을 변경시켜 원하는 외관품질을 생산하도록 하는데 사용될 수도 있다.

4. 맺음말

이 논문에서는 공정산업을 위해 확률론적인 질감 외관을 가진 제품의 외관품질을 정량적으로 추정할 수 있는 새로운 화상분석법이 소개되었다. 이 새로운 방법은 산업적으로 제조된 인조대리석의 외관품질을 정량화하고 모니터링하는데 성공적으로 적용되었다. 또한 이 방법은 색상을 가진 제품의 색상과 질감 외관을 결합시키는데도 확장될 수 있다[4]. 또한 이 방법은 모델링, 모니터링, 제어, 그리고 최적화 등 기존의 전통적인 공정시스템공학 분야에 새로운 가능성을 제시해 준다[4,18].

감 사

이 논문은 2009학년도 부경대학교의 지원을 받아 수행된 연구입니다(PKS-2009-8).

참고문헌

1. Davies, E. R., *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*, (2<sup>nd</sup> Ed.), Academic Press San Diego(1997).
2. Marshall, A. D. and Martin, R. R., *Computer Vision, Models and Inspection*, World Scientific Publishing, Singapore(1992).
3. Bharati, M., Liu, J. J. and MacGregor, J. F., “Image Texture Analysis: Methods and Comparisons,” *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 72(1), 57-71(2004).

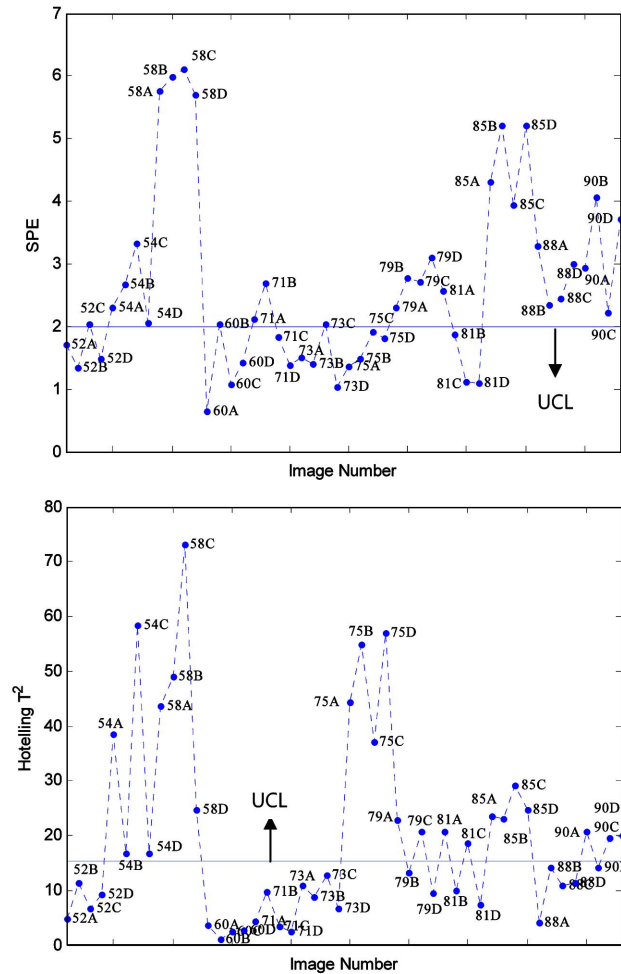


Fig. 8. Multivariate SPC results for detecting off-specification countertops. Upper control limits (UCL) were calculated using 16 countertops from on-specification countertops ( $\alpha = 0.05$ ).

4. Liu, J., MacGregor, J. F., Duchesne, C. and Bartolacci, G., "Monitoring of Flotation Processes using Multiresolutional Multivariate Image Analysis," *Minerals Engineering*, **18**(1), 65-76(2005).
5. Lee, K. B., Park, B. S., Chae, J. S. and Ryu, S. K., *HWAHAK KONGHAK*, **33**(3), 393-398(1995).
6. James, E, Yoo, I. S. and Lee, J. M., "Application of Image Analysis for Precise, Noninvasive Measurement of Plant Culture Growth," *Korean J. Chem. Eng.*, **4**(1), 73-78 (1987).
7. Hotelling, H., "Analysis of a Complex Statistical Variables into Principal Components," *J. Educ. Psychol.*, **24**, 417-441(1933).
8. Honglu, Y., MacGregor, J. F., Haarsma, G. and Bourg, W., "Digital Imaging for On-line Monitoring and Control of Industrial Snack Food Processes," *Ind. Eng. Chem. Res.*, **42**(13), 3036-3044 (2003).
9. Yu, H. and MacGregor, J. F., "Monitoring Flames in an Industrial Boiler Using Multivariate Image Analysis," *AIChE J.*, **50**(7), 1474-148(2004).
10. Tuceryan, M. and Jain, A. K., "Texture Analysis," [ed.] C. H. Chen, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, 2<sup>nd</sup> ed., Chapter 21, World Scientific Publishing Co, New Jersey(1998).
11. Vetterli, M. and Kovacevic, J., *Wavelets and Subband Coding*, Prentice Hall, Englewood Cliffs(1995).
12. Randen, T., *Filter and Filter Bank Design for Image Texture Recognition*. Ph.D Thesis, NTNU, Norway(1997).
13. Daubechies, I., *Ten Lectures on Wavelets*. SIAM, CBMS-NSF Reg. Conf. Series in Applied Math. no. 61., Philadelphia(1992).
14. Bell, A. J. and Sejnoski, T. J., "An Information-maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution," *Neural Computation*, **7**, 1129-1159(1995).
15. Lee, J. M., Yoo, C. and Lee, I. B., "Statistical Process Monitoring Using Independent Component Analysis," *J. Process Control.*, **14**(5), 467-485(2004).
16. Kourti, T. and MacGregor, J. F., "Multivariate Statistical Process Control Methods for Monitoring and Diagnosing Process and Product Performance," *J. Qual. Technol.*, **28**, 409-428(1996).
17. Chang, T. and Kuo, C., "Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform," *IEEE Transactions on Image Processing*, **2**(4), 429-441(1993).
18. Liu, J. J. and MacGregor, F. J., "Froth-based Control of Flotation Processes," *Miner. Eng.*, **21**(9), 642-651(2008).

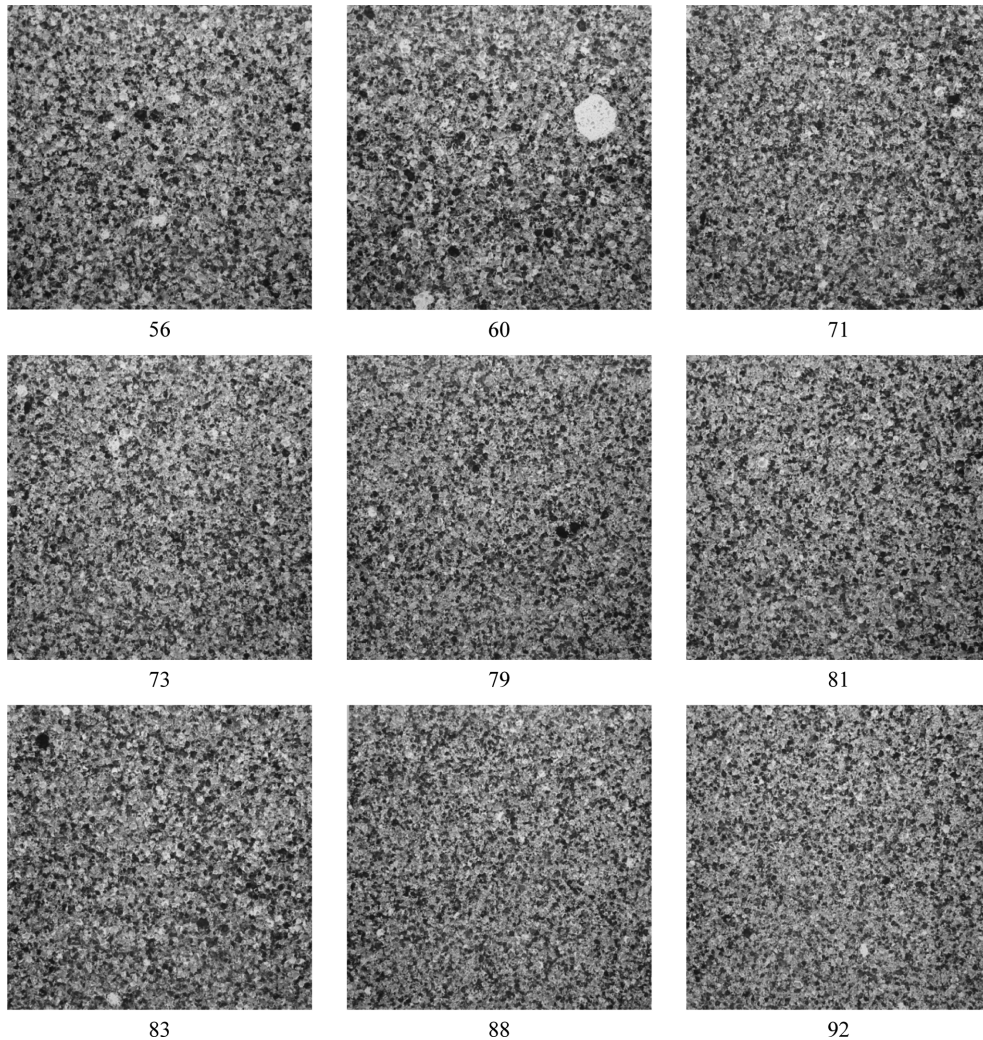
**Appendix**

본 연구에 사용된 16개의 인조대리석 화상번호와 해당하는 외관 품질에 대한 숙련자의 정성적 판단을 Table A1에 나타내었다. 표에서 정성적 판단이 N/A로 표시된 화상은 인조대리석의 외관품질이

매우 복잡하여 숙련자가 가지고 있던 기준에 의해 정성적 판단을 내릴 수 없었음을 의미한다. 또한 16개의 화상 중 Fig. 4,6에 나타내지 않은 나머지 9개의 화상은 Fig. A1에서 찾을 수 있다.

**Table A1. List of 16 images and corresponding experts' qualitative evaluations (N/A: Not Available)**

Image Number	Evaluation	Image Number	Evaluation
52	N/A	75	Pattern too course
54	Too much area with fine scale structure	79	N/A
56	Close to on aim pattern	81	N/A
58	Contrast too high	83	Close to on aim pattern
60	Too blotchy	85	N/A
69	On aim pattern	88	N/A
71	N/A	90	N/A
73	N/A	92	Close to on aim pattern



**Fig. A1. 9 countertop images not shown in the main text.**