

수화 시의 형태학적 특징에 따른 건해삼의 등급 분류 시스템 개발

이충욱 · 윤원병

강원대학교 농업생명과학대학 식품생명공학전공

Sea Cucumber (*Stichopus japonicus*) Grading System Based on Morphological Features during Rehydration Process

Choong Uk Lee and Won Byong Yoon

Department of Food Science and Biotechnology, College of Agricultural and Life Science, Kangwon National University

ABSTRACT Image analysis and k-mean clustering were conducted to develop a grading system of dried sea cucumber (SC) based on rehydration rate. The SC images were obtained by taking pictures in a box under controlled light conditions. The region of interest was extracted to depict the shape of the SC in a 2D graph, and those 2D shapes were rendered to build a 3D model. The results from the image analysis provided the morphological features of the SC, including length, width, surface area, and volume, to obtain the parameters of the k-mean clustering weight. The k-mean clustering classified the SC samples into three different grades. Each SC sample was rehydrated at 30°C for 40 h. During rehydration, the flux of each grade was analyzed. Our study demonstrates that the mass transfer rate of SC increased as the surface area increased, and the grade of SC was classified based on rehydration rate. This study suggests that the optimal rehydration process for SC can be achieved by applying a suitable grading system.

Key words: k-mean clustering, sea cucumber, rehydration, image analysis, grading system

서 론

해삼(*Stichopus japonicus*)은 극피동물 해삼강에 속하며 collagen과 mucopolysaccharide가 주요 구성성분으로 전통적인 건강식품으로 널리 알려져 있으며(1), 특히 중국과 일본을 포함한 동아시아에서 고부가가치 식자재로 꾸준히 소비되고 있다(2). 해삼은 바다에서 채집 직후 자가분해가 발생하기 때문에 증숙 공정을 통해 자가분해효소를 불활성화하여 이를 방지한다(3). 초기 수분 함량이 높은 해삼은 원활한 유통과 장기 보관을 위하여 일반적으로 건조공정을 거친 후 유통되게 된다. 건해삼의 높은 영양학적 가치와 독특한 조직감은 소비자들이 건해삼을 선호하는 중요한 요인으로 작용하며, 해삼의 주요 소비처인 중국은 건조된 해삼의 재수화에서 발생하는 조직감의 변화를 선호하므로 대부분 해삼은 건조한 뒤 재수화하여 소비된다(4).

현재 해삼의 등급 분류는 단순히 경험에 의해 분류되고 있으며, 등급 분류에 대한 명확한 기준이 없는 실정이다. 영상처리 기술은 형태학적 특성을 분석하는 기술로 최근 영상

처리 기술을 통한 농산물의 등급 분류, 품질 판정, 검사 등이 시도되고 있다. Kim 등(5)은 계란의 농후난백 높이를 영상 분석으로 측정하여 계란의 신선도를 예측하였으며, 움직이는 컨베이어 벨트에서 동적으로 지나가는 딸기의 영상을 분석하여 k-mean clustering을 실시, 딸기의 등급을 분류한 바도 있다. 따라서 영상분석을 이용한 건해삼의 형태학적 특성을 분석함으로써 해삼의 등급을 분류하기 위한 기준의 설정이 가능하다. Matas와 Kittler(6)는 clustering은 구분하려고 하는 각 객체에 대한 아무런 지식이 없는 상태에서 유사도에 근거하여 분류하려는 자율학습의 일종으로, 기계 학습(machine learning), 데이터 마이닝(data mining), 영상분석(image processing)을 비롯한 데이터 분석에 많이 사용되고 있음을 보고하였다. k-mean clustering은 개체를 유사한 특성을 보이는 k개의 그룹으로 분할하는 방법으로, 각 군집에 속하는 개체들의 평균값을 중심으로 하여 유사도가 높은 개체를 묶어서 분할하며 특별한 변환이 필요 없으므로 많은 분야에서 사용되고 있다(7). 기존의 영상분석은 분석하고자 하는 대상의 특징을 작성자의 알고리즘으로 추출, 분석하는 연구가 진행되었지만, 데이터 마이닝 기법의 발달로 분석하고자 하는 데이터를 컴퓨터가 추출, 분석하는 방향으로 바뀌고 있다. 따라서 영상분석으로 추출한 형상학적 특징을 머신러닝의 일종인 k-mean clustering으로 분석함으로써 기존 영상분석 방식에 객관성을 부여할 수 있다.

Received 17 November 2016; Accepted 22 February 2017

Corresponding author: Won Byong Yoon, Department of Food Science and Biotechnology, College of Agricultural and Life Science, Kangwon National University, Chuncheon, Gangwon 24341, Korea
E-mail: wbyoon@kangwon.ac.kr, Phone: +82-33-250-6459

일반적으로 해삼은 증숙과 염장을 거친 후 3~5일간 천일 건조시키게 되며 이러한 방식으로 만들어진 건해삼의 수화 공정에서 수화 방법과 수화 시간은 단순히 경험에 의해 이루어지고 있으며(3), 해삼의 등급에 따른 분류 없이 일괄적으로 수화 처리되고 있다. 따라서 영상분석을 통한 해삼의 객관적 등급 분류를 통한 등급별 수화 특성을 분석하여 해삼의 등급이 수화에 미치는 영향을 분석함으로써 공정 효율을 증가시킬 수 있다.

따라서 본 연구에서는 영상분석을 통하여 건해삼의 길이, 너비, 부피, 겉넓이를 측정하여 k-mean clustering을 이용하여 등급을 분류하고 등급에 따른 건해삼의 수화율을 분석하여 건해삼의 수화율에 따른 등급 분류 시스템을 도출하고자 하였다.

재료 및 방법

실험재료

본 실험에 사용된 건해삼은 강원도 강릉시에 위치한 해미삼에서 강원도 돌기해삼을 사용하여 생산된 수분 함량 5%의 건해삼을 사용하였다. 95개 시료의 영상분석을 통하여 건해삼의 겉넓이, 부피, 길이, 너비를 측정하여 k-mean clustering을 실시하였다. 95개의 시료는 k-mean clustering 결과 3개의 등급으로 구분되어 사용되었다.

영상처리시스템

영상분석장치(RM-PB4040, RAMI, Seoul, Korea)를 이용하여 건해삼의 영상을 획득하였으며, 영상처리장치의 광

원으로는 19 w LED가 사용되었다. 유효 화소수 1,510만 화소, 셔터속도 1/4,000~30 s의 카메라(EOS 500D, Canon, Tokyo, Japan)를 사용하였다. 본 실험에서는 조리개 밝기 f 3.5, 초점거리 24 mm, 셔터속도 1/60 s로 설정하였으며, 카메라는 영상분석 장치로부터 9 cm 높이에서 건해삼을 렌즈 정중앙에 위치시켜 이미지를 획득하였다(Fig. 1).

건해삼 형태학적 분석 알고리즘

영상처리시스템에서 획득한 RGB 이미지에서 관심영역이라는 임의 영역을 제외함으로써 데이터베이스를 간소화시켜 검색하는 시간도 단축시켰다(8). 이후 RGB 이미지를 gray로 변환시켜 영상을 이진화하기 위한 임계값을 설정한 후 이를 이진화하여 해삼의 단순화된 이미지를 얻었다. ROI 영역은 해삼의 돌기로 인해 정확한 영상분석을 할 수 없기에 공간 필터인 미디언 필터링을 수행하여 해삼의 돌기를 노이즈 처리하여 제거하였다. 이진화 처리 이후 반복문을 통해 이진화 이미지의 기준 행의 모든 열의 ROI 이미지의 픽셀을 count 하여 해삼의 길이를 측정하고 이때 길이가 가장 긴 행이 해당 이미지의 중심이 된다. 중심을 나타내는 해당 행을 기준 행으로 설정하고 기준 행에서의 ROI의 열을 count 하여 2차원 그래프에 해삼의 이미지를 투영시킨다. 이렇게 이미지를 투영시킨 그래프의 X축으로 회전시켜 3차원 해삼 모델을 획득하였으며 해삼의 겉넓이와 부피는 다음과 같이 구하였다.

$$S = \sum_{i=1}^{size} 2r_i \pi c \tag{1}$$

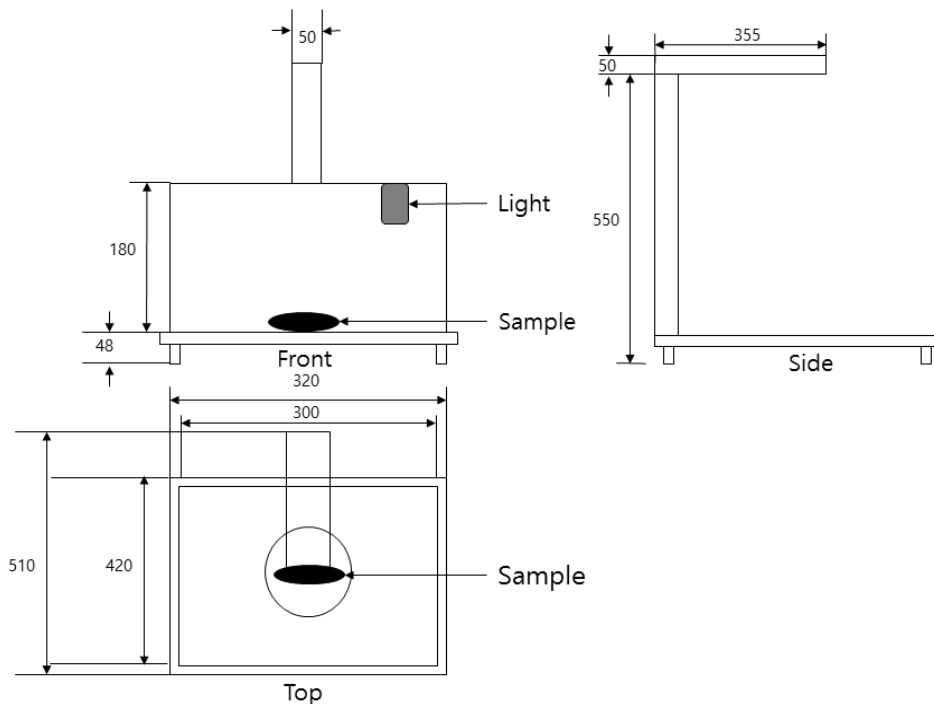


Fig. 1. Schematic diagram of measuring system for morphological feature of sea cucumber.

$$V = \sum_{i=1}^{size} r_i^2 \pi c \quad (2)$$

S는 걸넓이를 의미하며 V는 부피, r_i 는 i에서 반지름을 뜻하고 1 pixel 간격으로 x축으로 이동하였으며, c는 pixel 단위를 cm 단위로 보정해주기 위한 단위환산 인자로 실험을 통해 얻은 값 0.0503이 입력되었다.

건해삼의 기하학적 특징 측정 소프트웨어

건해삼 영상분석 계측 소프트웨어는 MATLAB(Version 8.5, The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA)을 이용하여 개발하였다. MATLAB 코드에서는 획득한 영상을 원본 이미지와 이진화 이미지 그리고 해삼의 3차원 모델링 이미지를 보여주며 해당 해삼의 데이터는 xls 파일로 저장된다.

해삼의 무게 측정

무게 측정은 건해삼을 비커에서 꺼내어 여과지(No.2 filter paper, Whatman, Nottingham, UK)를 이용하여 표면의 물기를 제거한 뒤 분해능력 0.01 g인 전자저울(FX 300i, AND, Tokyo, Japan)을 사용하여 소수점 2자리까지 측정하였다

영상분석 알고리즘의 검증

영상분석 결과에 대한 검증은 해삼의 길이, 두께, 걸넓이, 부피의 실측값과 영상분석의 결과를 통해 얻은 값을 비교하였다. 이때 해삼의 길이와 너비는 vernier calipers(SD500-300, SINCON, Bucheon, Korea)를 사용하여 해삼의 가장 긴 부분과 가장 두꺼운 부분을 측정하였으며, 걸넓이는 0.5 cm×0.5 cm 크기의 격자를 물에 적신 건해삼에 붙여 측정하였고, 부피는 50 mL 메스실린더를 사용하여 20 mL의 물을 넣어두고 건해삼을 메스실린더에 넣어 측정하였다.

k-mean clustering

k-mean clustering은 clustering analysis에서 가장 효과적인 방법으로, 예측된 class의 중심을 바탕으로 유사한 객체를 하나의 class로 나타낼 수 있다. 이를 수학적으로 표현하는 알고리즘은 다음과 같다. 어떤 n개의 객체가 k개의 class로 나누어질 수 있을 때, k는 매개변수로서 하나의 class 안에서는 가장 높은 유사성을, 다른 class들 사이에서는 낮은 유사성을 갖는다. 이러한 방식은 비지도방식의 기계학습의 일종으로 sample들의 유사성을 바탕으로 sample을 분류한다.

k-mean clustering은 n개의 데이터 집합을 X라 정의한다면, 각각의 객체는 d개의 인자를 갖는다. 이때 k개의 중심점이 선정되고 각각 중심점에서 인자의 평균값과 거기에 속하는 데이터 집합의 인자로서 분산을 구해 분산이 가장 작은 결과를 도출한다.

$$V = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^d (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2 \quad (3)$$

x_{ij} 는 요인 i와 j에서 실측값을 의미하며, \bar{x}_{ij} 는 이의 모델 평균값을 의미한다. k-mean clustering은 거의 모든 형태의 자료에 적용이 가능하며 특별한 변환이 필요 없으므로 적용이 쉽다는 장점이 있으나 군집의 중심인 초기 값들의 결정이 군집 형성에 많은 영향을 주어 부적절한 초기 값의 결정은 잘못된 군집의 생성으로 이뤄질 수 있다(11). 본 논문에서는 건해삼의 형태학적인 특징인 무게, 길이, 두께, 걸넓이, 부피를 인자로 R프로그램(Version 3.3.1, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria)을 이용해 k-mean clustering을 1,000번 반복하여 군집 내 유사성이 가장 높은 결과를 도출하였다.

수화도 측정

등급별 해삼 3개를 골라 증류수로 가득 채운 500 mL 비커 3개에 등급별의 해삼을 넣어 30°C로 설정된 water bath(HQ-DW 11, JAYSOLUTION, Anseong, Korea)에 36시간 동안 수화 실험을 실시하였다.

30°C에서 40시간 동안 수화 진행하며 1시간 마다 무게의 측정과 영상분석을 실시하여 수분 함량과 수화 flux를 구하였다.

$$MR = \frac{M_t - M_e}{M_t} \quad (4)$$

$$F = \frac{M_t - M_{t-1}}{A_m} \quad (5)$$

$$FA_m = M_t - M_{t-1} \quad (6)$$

MR은 수분 함량(%)이고, M_e 는 평형 수분 함량(g), F는 수화 flux(g/s·m²), M_t 는 시간 t에서의 해삼의 무게(g), M_{t-1} 은 시간 t보다 이전 시간(t-1)에서의 해삼의 무게(g), A_m 은 시간 t에서 해삼의 걸넓이를 의미함.

통계분석

본 연구에서 제시된 clustering에 따른 건해삼의 수화율 비교는 MS-Excel-2013을 사용하여 통계 처리하였고, 등급별 유의차 검정은 $P < 0.05$ 수준에서 분산분석(ANOVA)을 실시하였다.

결과 및 고찰

관심영역 추출

해삼의 관심영역을 추출하기 위해서 이진화된 해삼 영상 이미지의 해삼 부분만을 잘라내었다. 이는 해삼이 컨트롤 박스에서 정적인 상태에서 획득하여 배경을 제어하였으므로 이진화 처리 시 해삼과 배경의 경계에 해당하는 원도우를 관심영역으로 설정하였다. Fig. 2는 이에 대한 결과로서 원

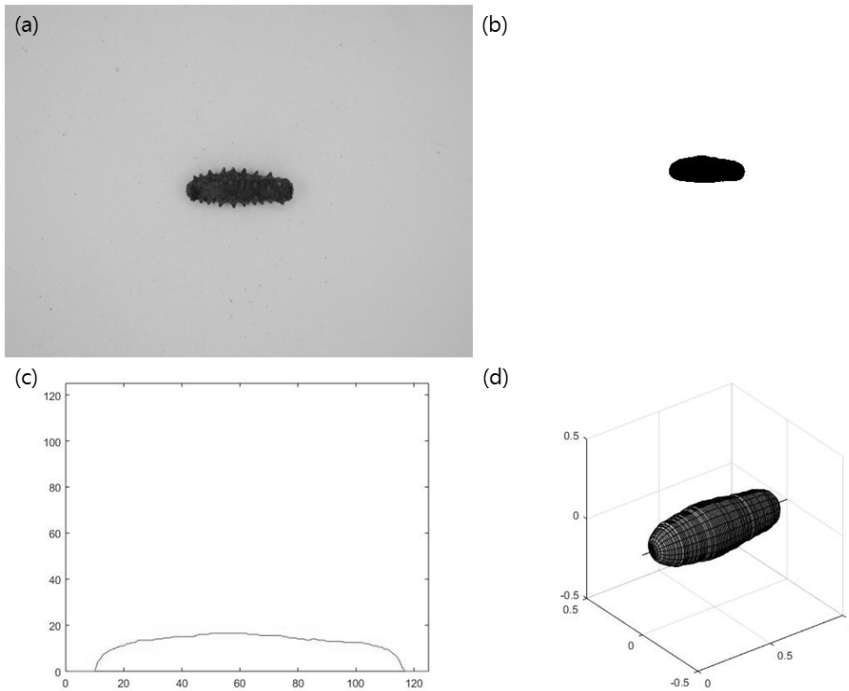


Fig. 2. Captured image of (a) the top view, (b) the region of interest by binary, (c) 2D graph, (d) 3D image.

영상(Fig. 2a)과 이진화 영상(Fig. 2b) 그리고 관심영역 추출 영상(Fig. 2c)을 나타낸다. 관심영역은 행을 기준으로 반복문을 사용하여 해삼에 해당하는 픽셀을 count 하여 작성하였으며, 이때 ROI가 가장 많이 측정된 행이 해삼의 중심행이 되고, 중심 행을 기준으로 해삼의 윗면과 아랫면을 나누었다. 이때 그래프에 투영된 해삼의 y값은 해삼의 윗면과 아랫면의 평균값을 사용하였다.

관심영역의 추출은 영상분석 시 가장 먼저 수행된다. Li-ming과 Yanchao(11)는 자동화된 공장의 컨베이어 벨트를 통과하는 딸기의 위치를 추출하기 위해 딸기에 가상의 세로 선을 설정하고 R값과 G값을 비교하여 딸기의 꼭지 부분과 과육 부분을 선별하여 무작위의 딸기의 위치를 추출하였다. 이와 달리 본 연구에서는 컨트롤 박스에서 정적인 해삼의 영상을 획득하여 이진화 처리 시 관심영역의 윈도우를 추출하여 관심영역을 설정하였다. 이는 Donis-González와 Guyer(12)가 아스파라거스의 형태학적 특징과 색을 이용하여 관심영역을 추출 시 사용한 방법과 유사하다.

그래프에 투영된 해삼의 형태학적 특징 추출

중심행의 ROI 영역을 count 하여 해삼의 길이를 구하였으며, 해당 ROI 영역의 기준 행을 따라 ROI의 열을 count 하여 가장 긴 열의 값을 통해 해삼의 너비를 구했다. 해당 ROI 영역의 모든 열과 행을 견해삼 형태학적 분석 알고리즘에서 설명한 방식으로 분석하여 길넓이와 부피를 측정하였다. 영상분석 알고리즘의 검증 결과 길넓이는 -5%, 부피는 -10%, 길이와 두께는 1%의 오차율을 보였다. 이러한 실측과 이미지 프로세싱의 측정값 차이는 두 가지 때문에 발생한다고 추론된다. 먼저 해삼의 건조공정은 원물해삼의 내장을

제거하는 과정을 거친 후 증숙과정을 거치게 된다. 이때 해삼의 배 부분에 흠이 파이게 되고 이는 해삼이 완전한 원통형이 아닌 형상으로 만들며 이로 인하여 완전한 원통형으로 가정하고 3차원 모델링한 영상분석 결과가 오차로 발생한다. 두 번째는 해삼의 돌기이다. 본 연구의 영상분석 시 해삼의 돌기는 미디어 필터링을 통해 모두 제거하였다. 이는 돌기가 남아있는 해삼을 3차원으로 회전시키면 해삼의 돌기 부분으로 인한 오차가 제거 시 오차보다 크게 발생하였기 때문이었다.

본 연구에서는 견해삼의 영상을 분석하여 해삼의 형태학적인 특징을 추출하여 이를 분석하였다. 이는 현재 농업분야에서 많이 사용되고 있는 영상분석 방법이다. Donis-González와 Guyer(12)는 아스파라거스를 tip과 middle-stem, bottom-stem으로 구분하기 위해 RGB 값을 hue saturation value(HSV)와 lightness/color(LA) 값으로 변환하여 얻은 데이터를 바탕으로 개발된 Supervised train을 이용하여 패턴인식을 적용한 바 있으며, Xing 등(13)은 사과 타박상을 구분하기 위해 이진화된 사과의 이미지의 값을 principal components analysis(PCA)를 실시하여 사과의 타박상을 구분한 바 있다.

본 연구에서는 영상분석을 이용하여 견해삼의 형태학적 특징을 추출하였다. 해삼은 원통형에 가까운 부정형으로 돌기가 존재하며 지름의 길이가 다른 원통형들의 집합으로 이루어져 있다(14). 본 연구에서는 이러한 형태학적 해삼의 특징을 영상분석을 통해 추출하기 위하여 이진화한 견해삼 영상의 해삼에 해당하는 픽셀을 count 하여 길이와 너비를 측정하였으며, 3차원의 모델링을 통해 해삼의 길넓이와 부피를 도출하여 이를 기계학습의 일종인 k-mean clustering

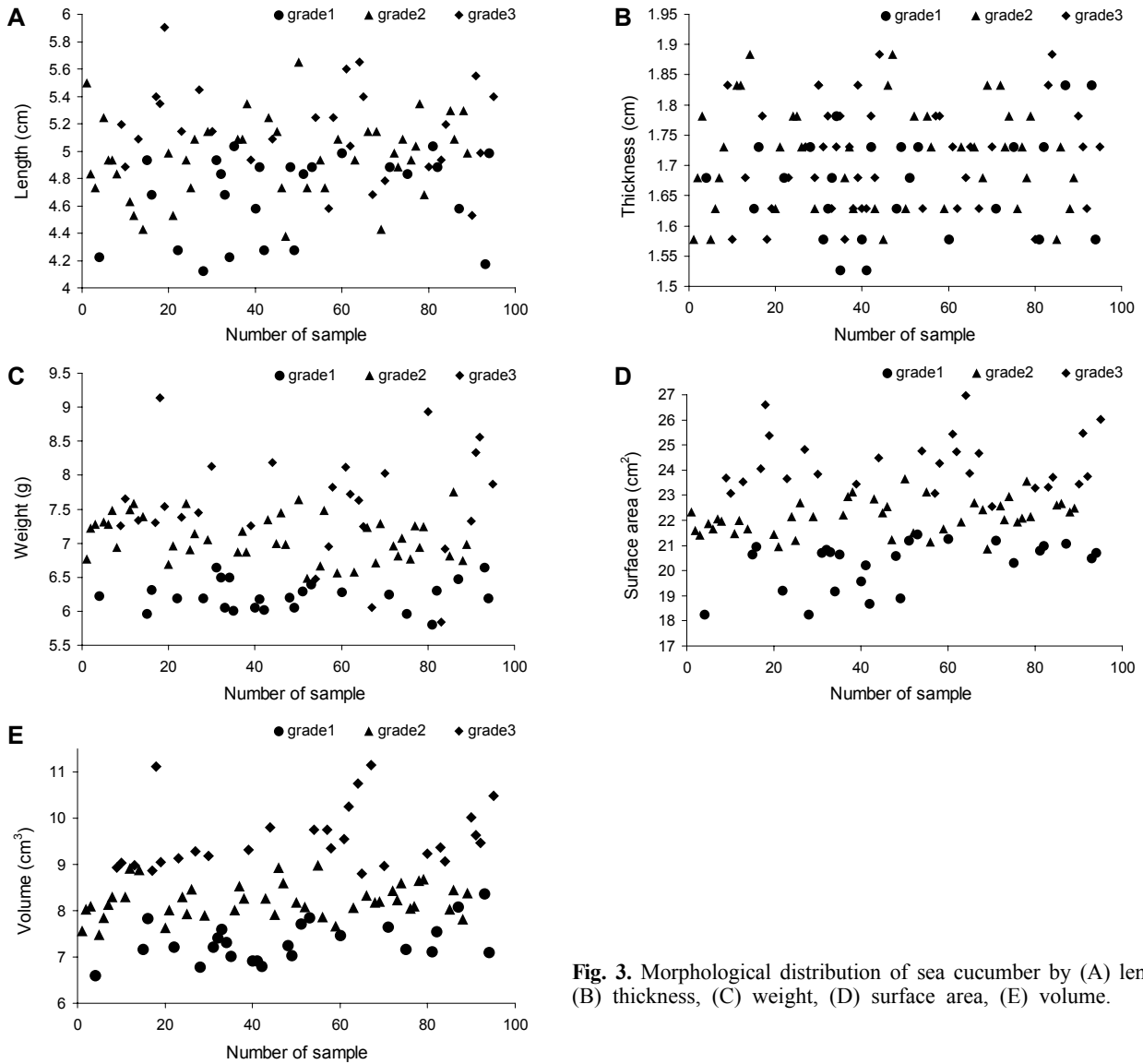


Fig. 3. Morphological distribution of sea cucumber by (A) length, (B) thickness, (C) weight, (D) surface area, (E) volume.

을 실시하여 등급 분류를 진행하였다.

k-mean clustering 결과

본 연구에서는 무게, 길이, 두께, 겉넓이, 부피를 인자로 k-mean clustering을 1,000번 실시하여 변화가 가장 적은 clustering 결과를 선정하였다(Fig. 3). 본 연구에서 사용한 k-mean clustering은 비지도 학습의 일종으로 표준화된 무게, 길이, 너비, 겉넓이, 부피를 가상의 좌표공간으로 만들어

유클리디안 공식을 통해 객체 간의 거리를 도출하고 이를 군집 간 최소화한다. 이는 새로운 정보를 추출하기에 적합한 방식으로, 형태학적인 해삼의 등급을 도출하기에 적합하나 항상 동일한 결과를 도출하지 못한다(15). 본 연구에서는 해삼의 무게, 길이, 두께, 겉넓이, 부피를 인자로 하여 k-mean clustering을 1,000번 반복하여 cluster 내에 특징의 차이가 가장 작은 결과를 도출하였다(Table 1).

k-mean clustering의 결과를 무게, 길이, 두께, 부피, 겉

Table 1. Weight, length, thickness, surface area, and volume of dried sea cucumbers classified by the grading system.

Grade	Weight (g)	Length (cm)	Thickness (cm)	Surface area (cm ²)	Volume (cm ³)
1	6.22±0.21 ^a	4.67±0.31 ^a	1.66±0.08 ^a	20.27±0.96 ^a	7.32±0.42 ^a
2	7.08±0.32 ^b	4.96±0.28 ^b	1.71±0.08 ^a	22.14±0.66 ^b	8.21±0.36 ^b
3	7.57±0.76 ^c	5.15±0.33 ^c	1.84±0.12 ^b	24.29±1.11 ^c	9.56±0.66 ^c

Values are expressed as mean±standard deviation (n=3).

Different letters (a-c) within a column indicate significant different from each other by Duncan's multiple range test (P<0.05).

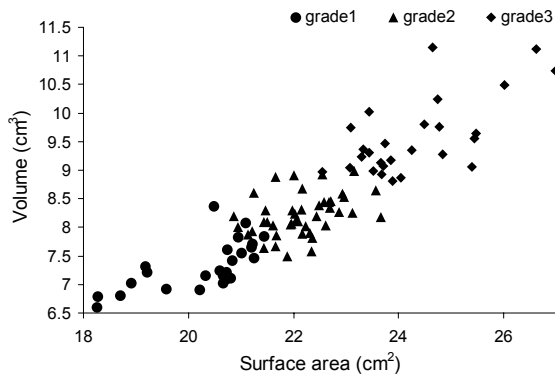


Fig. 4. Relationship between surface area and volume by k-mean clustering.

넓이의 좌표공간에서 분류 진행한 결과 해삼의 형태학적 등급 분류에 가장 큰 영향을 주는 인자로 부피와 겉넓이를 도출할 수 있었다(Fig. 4). 비지도 학습은 이전에 정립되진 않은 새로운 사실을 도출해 내는 방식이며(7), 이는 영상분석이나 여러 가지 데이터 마이닝을 통해 추출한 데이터를 통해 새로운 모델을 만들 수 있음을 의미한다. Donis-González와 Guyer(12)는 포도를 영역과 영역의 밝기차를 이용하여 물체의 특징을 추출하는 Harr filter를 사용하여 농약을 사용한 포도와 그렇지 않은 포도를 기계학습의 일종인 support vector machine(SVM)을 이용하여 판별한 바 있으며, Liming과 Yanchao(11)는 딸기의 영상분석을 실시하여 형태학적 특징을 k-mean clustering을 통해 4개의 등급으로 분류한 바 있다. 본 연구에서는 건해삼의 형태학적 특징을 영상분석으로 추출하여 이를 통해 새로운 등급 분류 시스템을 개발하였다. k-mean clustering 결과를 인자별 좌표공간에 나타낸 결과, 해삼의 등급 분류는 해삼의 겉넓이와 부피를 통해 이루어졌다. Fick의 확산법칙에 따르면 물질전달 시 수화속도에 비례하므로 본 연구에서 도출한 등급 분류 시스템은 수화 시 수화속도와 관련이 있음을 알 수 있다.

수화시간에 따른 수화율 측정

등급에 따른 수화속도의 차이를 분석하기 위하여 30°C에서 48시간 수화 진행하여 1시간마다 무게를 측정하여 수분 함량을 계산하였다. 20시간 경과 후 grade1은 63.95%, grade2는 66.94%, grade3는 76.57%의 수화율을 확인하였고, 40시간 경과 후 grade1은 71.23%, grade2는 75.60%, grade3는 85.62%의 수분 함량을 확인하였다(Fig. 5). Zhang 등(9)이 보고한 바에 따르면 초음파를 사용 시 건해삼의 수화속도를 기존 48시간에서 4시간으로 44시간 단축시킨다고 한다. 이를 Mirzaie와 Mohammadi(16)는 초음파가 물질전달 시 flux에 영향을 주는 현상이라 보고한 바 있으며, 이는 해삼의 수화 flux에 지배적임을 의미한다. Fig. 6은 동일한 조건에서 수화 진행 시 등급별 해삼의 수화 flux가 통계적으로 유의하지 않다는 것을 확인하였다. Zhang 등(10)은 보관을 위한 해삼의 최적 수분 함량은 75%임을

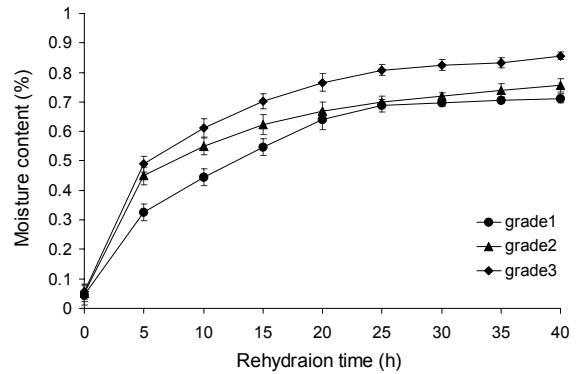


Fig. 5. Rehydration ratio curve for dried sea cucumber by different grade. Values are mean±standard deviation.

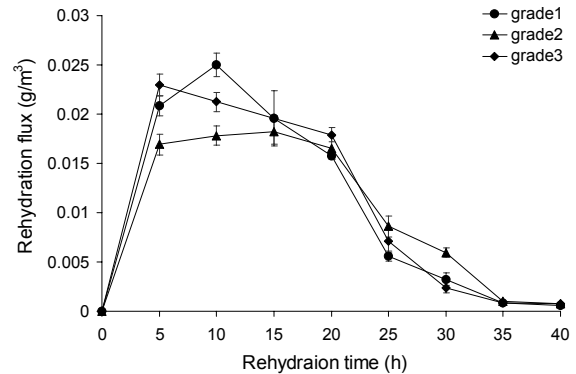


Fig. 6. The rehydration flux of the dried sea cucumber by different grades. Values are mean±standard deviation.

보고한 바 있다. 본 연구의 결과 30°C에서 수화 시 grade1은 목표 수분 함량에 도달하지 못하였고, grade2는 26시간, grade3는 15시간이 소요됨을 확인하였다.

등급별 해삼이 동일한 수화 flux에서 다른 수화속도를 나타내는 것은 식(6)의 수화속도가 겉넓이에 지배적임을 의미한다. 이에 따라 해삼의 수화를 위한 최적화 조건을 도출하기 위해서는 해삼의 겉넓이를 고려한 등급별 수화조건 확립이 필요하다. 이는 Hong 등(17)이 당근의 수비드 시 열전달 속도는 표면적의 크기와 비례하므로 이를 고려하여 공정이 최적화되어야 한다는 보고와 유사한 결과를 확인하였다.

요 약

본 연구에서는 건해삼의 수화도에 따른 등급 분류를 확립하고자 하였다. 건해삼은 영상분석을 통하여 건해삼의 길이, 너비, 부피, 겉넓이의 형태학적 특징을 추출하였다. 측정된 data를 이용하여 k-mean clustering을 실시, 95개의 건해삼을 3개의 등급으로 분류하여 30°C에서 40시간 수화실험을 실시하였다. 건해삼의 k-mean clustering을 실시한 결과 건해삼의 부피와 겉넓이는 건해삼의 등급을 가장 잘 나타낼 수 있는 인자였다. 등급별 수분 함량은 grade1은 71.23%, grade2는 75.60%, grade3는 85.62%를 확인하였다. 본 수

화속도의 차이는 등급별 해삼이 동일한 수화 flux를 갖는 것을 고려하였을 때, 해삼의 수화는 겉넓이에 지배적임을 확인할 수 있다. 해삼의 수화는 물의 물질전달을 통해 이루어지며 Fick의 확산법칙에 따라 겉넓이가 커질수록 물질전달 속도가 증가함을 본 연구의 수화실험 결과에서도 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 건해삼의 등급을 분류하여 최적의 수분 함량(75%)을 충족하기 위한 등급별 수화시간을 도출하였다. 본 연구에서 도출된 건해삼의 등급판별은 “수화도에 따른 건해삼의 품질 변화”에 대한 추가적인 연구를 통해 등급별 최적의 수화시간의 도출이 가능하다.

감사의 글

본 과제(결과물)는 교육과학기술부의 지원을 받아 수행된 산학협력 선도대학(LINC) 육성사업의 연구 결과입니다. 이 논문은 2016년도 강원대학교 대학회계의 지원을 받아 수행한 연구임.

REFERENCES

1. Cui FX, Xue CH, Li ZJ, Zhang YQ, Dong P, Fu XY, Gao X. 2007. Characterization and subunit composition of collagen from the body wall of sea cucumber *Stichopus japonicus*. *Food Chem* 100: 1120-1125.
2. Gianasi BL, Hamel JF, Mercier A. 2016. Experimental test of optimal holding conditions for live transport of temperate sea cucumbers. *Fish Res* 174: 298-308.
3. Duan X, Zhang M, Mujumdar AS. 2007. Study on a combination drying technique of sea cucumber. *Drying Technol* 25: 2011-2019.
4. Fukunaga T, Matsumoto M, Murakami T, Hatae K. 2004. Effects of soaking conditions on the texture of dried sea cucumber. *Fish Sci* 70: 319-325.
5. Kim NG, Hong YK, Lee DG, Cho SH, Koh KC, Bahn SH, Hwang H, Yoon WB. 2013. Development of an image analysis system to evaluate the freshness of eggs. *Food Eng Prog* 17: 76-83.
6. Matas J, Kittler J. 1995. Spatial and feature space clustering: applications in image analysis. Proceedings of the 6th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. Prague, Czech Republic. p 162-173.
7. Hartigan JA. 1975. *Clustering algorithms (probability & mathematical statistics)*. 1st ed. John Wiley & Sons, New York, NY, USA. p 162-173.
8. Dutta MK, Sengar N, Minhas N, Sarkar B, Goon A, Banerjee K. 2016. Image processing based classification of grapes after pesticide exposure. *LWT - Food Sci Technol* 72: 368-376.
9. Zhang L, Huang X, Miao S, Zeng S, Zhang Y, Zheng B. 2016. Influence of ultrasound on the rehydration of dried sea cucumber (*Stichopus japonicus*). *J Food Eng* 178: 203-211.
10. Zhang Y, Hou H, Fan Y, Zhang F, Li B, Xue C. 2016. Effect of moisture status on the stability of thermal gels from the body wall of sea cucumbers (*Apostichopus japonicus*). *LWT - Food Sci Technol* 74: 294-302.
11. Liming X, Yanchao Z. 2010. Automated strawberry grading system based on image processing. *Comput Electron Agric* 71: S32-S39.
12. Donis-González IR, Guyer DE. 2016. Classification of processing asparagus sections using color images. *Comput Electron Agric* 127: 236-241.
13. Xing J, Saeys W, De Baerdemaeker J. 2007. Combination of chemometric tools and image processing for bruise detection on apples. *Comput Electron Agric* 56: 1-13.
14. Moon JH, Yoon WB. 2016. Size dependence of the salting process for dry salted sea cucumber (*Stichopus japonicus*). *J Food Eng* 170: 170-178.
15. Bae W, Roh SW. 2005. A study on K-means clustering. *CSAM* 12: 497-508.
16. Mirzaie A, Mohammadi T. 2012. Effect of ultrasonic waves on flux enhancement in microfiltration of milk. *J Food Eng* 108: 77-86.
17. Hong YK, Uhm JT, Yoon WB. 2014. Using numerical analysis to develop and evaluate the method of high temperature sous-vide to soften carrot texture in different-sized packages. *J Food Sci* 79: E546-E561.