

2024 동계 세미나

A Method of Segmenting Apples Based on Gray-Centered RGB Color Space



Sogang University

Vision & Display Systems Lab, Dept. of Electronic Engineering



Presented By

김예슬

Outline

- Background
 - Color space
 - RGB color space
- Pan Fan, et al. "A Method of Segmenting Apples Based on Gray-Centered RGB Color Space" *Multidisciplinary Digital Publishing Institute(MDPI)*, 2021
 - Abstract
 - Introduction
 - Related work
 - Proposed method
 - Experimental results
 - Conclusions

Background

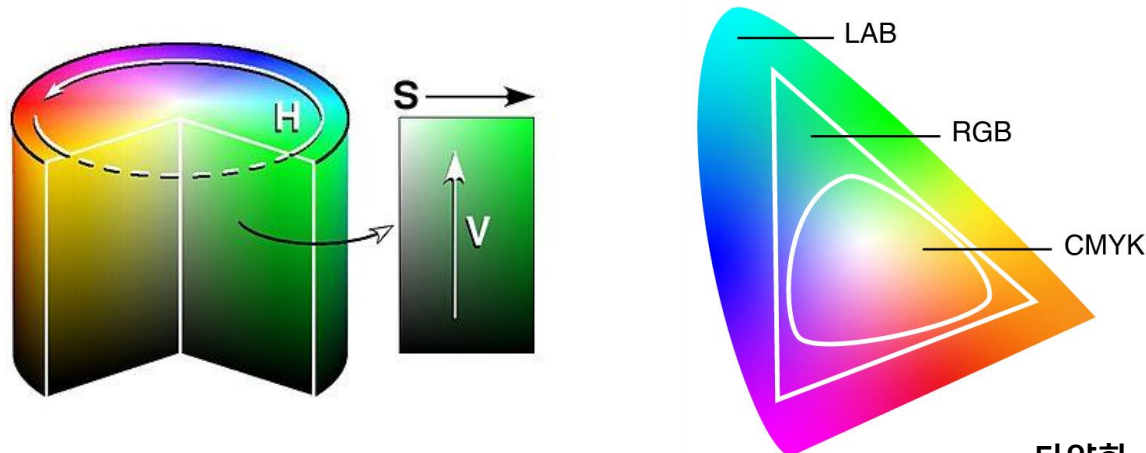
- Color space

- 정의

- 색상을 표현하고 조작하는 방법을 정의하는 수학적 모델
 - 색상은 보통 다차원 공간에서 표현되며, 각 차원은 특정한 속성을 나타냄

- 종류

- RGB: 주로 디지털 장치에 사용되며, 빛의 삼원색인 Red, Green, Blue의 조합으로 색을 나타냄
 - CMYK: 인쇄 과정에서 사용되며, Cyan, Magenta, Yellow, Black의 조합으로 색을 표현함
 - Lab: 밝기(L), 적록색(a), 청황색(b)의 3가지 속성으로 색을 나타냄
 - HSV: 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)를 사용하여 색을 표현함
 - XYZ: CIE color space에서 기본적인 color space로 사용되며, 인간의 색 인지를 기반으로 설계됨



Background

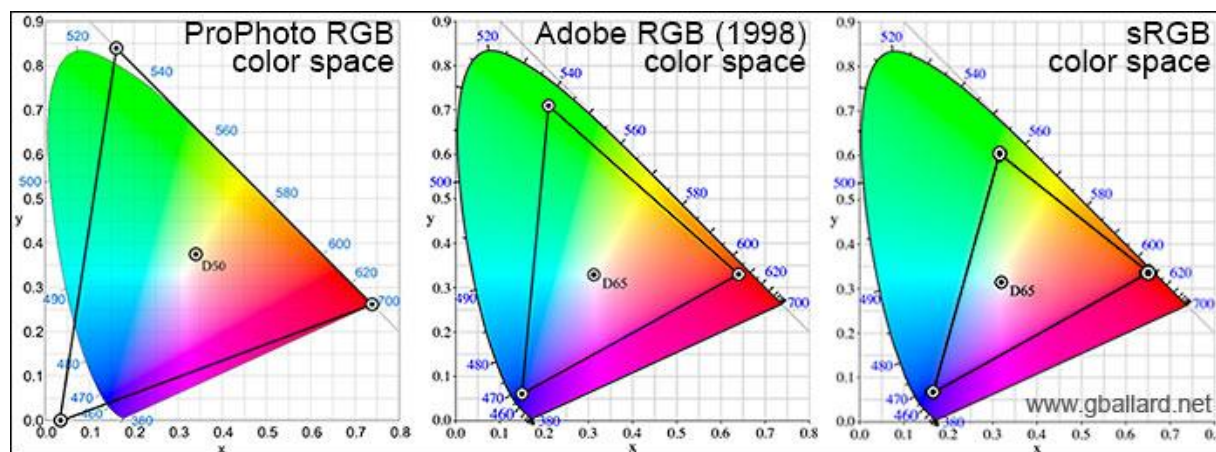
- RGB Color space

- 정의

- 빛의 삼원색(Red, Green, Blue)을 기반으로 하는 color model
 - * 각 색은 0부터 255 사이의 값으로 표현됨
 - * 색의 밝기와 채도를 조절하여 다양한 색상 효과를 얻을 수 있음

- Color space 변형

- sRGB (Standard RGB)
 - Adobe RGB
 - ProPhoto RGB



< RGB color space >

A Method of Segmenting Apples Based on Gray-Centered RGB Color Space

Abstract

- Picking 로봇 비전 시스템의 목적 및 주요 챌린지
 - 자연광이 비추는 구조화되지 않은 과수원에서 사과를 빠르고 정확하게 식별하는 것
- Local image features와 color 정보를 결합한 gray-centered의 RGB color space에 기반한 pixel-patch segmentation 방법을 제안함
 - 사과 이미지에서 조명과 그림자의 영향을 고려한 새로운 color feature selection 방법 제시
 - 사과 이미지의 color feature와 local variation를 모두 탐색함으로써 사과 픽셀을 다른 영역의 픽셀과 효과적으로 구분할 수 있음
- 기존의 clustering 알고리즘 및 딥러닝 segmentation 알고리즘과 비교했을 때 제안한 방법은 사과 이미지를 더 정확하고 효과적으로 segment함
 - Accuracy rate: 99.26%
 - Recall rate: 98.69%
 - False positive rate: 0.06%, False negative rate: 1.44%

Introduction

- Apple-picking robot
 - 노동 절감 및 농업 생산의 자동화 촉진
- 구조화되지 않은 자연 환경에서는 여러 요인들에 의해 사과 표면에 밝고 어두운 반점이 나타남
 - 이미지에서 대상 영역의 정보를 왜곡하고, 이미지 처리에 영향을 미치며 recognition 및 segmentation의 어려움을 증가시킴
 - 과일 target의 정확한 위치와 수확 작업에 영향을 미치는 특수한 종류의 노이즈임



< 사과 표면의 반점 >

Related work

- 기존 연구 방법과 한계점

- 방법 1: 촬영 조건 변경 및 수집 이미지 최적화를 통한 빛 영향 줄이는 방법



< 보조광의 비율에 따른 이미지 효과 변화 >

- 방법 2: Image capturing algorithm

- 이미지의 대상 영역에 대한 노이즈 감소 및 제거



< Apple picking robot >



(a) Apple orchard scene in natural outdoor



(b) Red apple recognition result under front lighting



(c) Red apple recognition result under back lighting



(d) Red apple recognition result with protected bag

< Apple automatic recognition result based on SVM under different conditions >

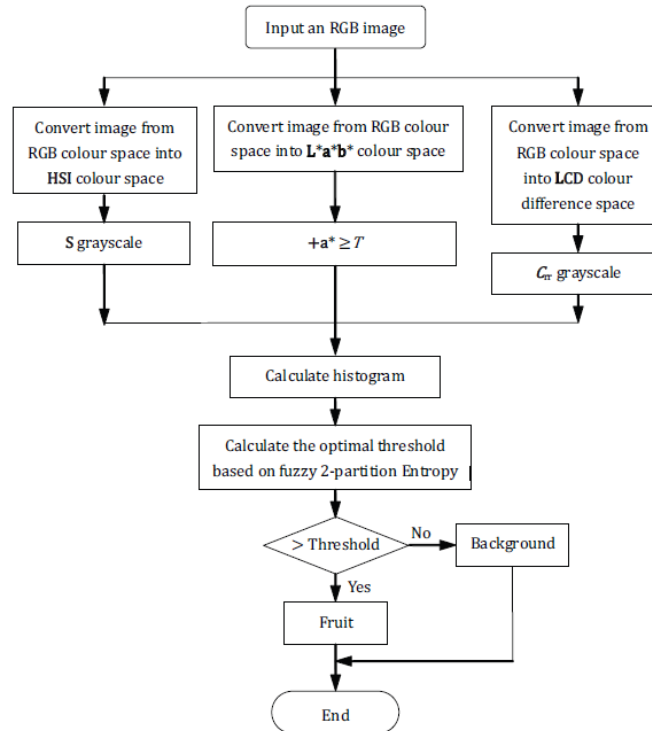
Related work

- 기존 연구 방법과 한계점

- 방법 3: 조명과 그림자의 효과를 고려할 수 있는 segmentation algorithm

- Fuzzy-2 partition entropy algorithm

- Exhaustive search algorithm



< Flow diagram of proposed approach >

Related work

- 기존 연구 방법과 한계점

- 방법 4: Super-pixel segmentation algorithm

- Super-pixel

- ※ 수많은 pixel을 low-level 정보를 바탕으로 비슷한 것끼리 묶어서 '대형 pixel'을 만드는 작업
 - ※ 만들어진 여러 개의 '대형 pixel'은 추후의 이미지 처리 과정에서 하나의 pixel처럼 다루어짐



- 방법 5: Deep convolutional neural networks (DCNN)

- Fully convolutional network (FCN)
 - Improved deep neural network: DaSNet-v2

Proposed method

- Apple Image Acquisition

- 다양한 날씨 조건에서 취득된 사과 과수원에서의 사과 이미지들
- Dataset: 과수원의 자연광 조건에서 촬영한 300개의 사과 이미지
 - 알고리즘의 성능을 테스트하기 위해 180개의 이미지를 무작위로 선택함
 - ※ 180개의 이미지 중 1/3에는 이미지 속 사과에 다양한 정도의 그림자가 있음
 - ※ 1/3 이미지에는 사과 가장자리 또는 사과 안쪽에 다양한 정도의 반사(halation)가 존재함
 - ※ 1/3 이미지에는 그림자와 halation 모두 다양한 정도로 존재함



< Dataset image >

Proposed method

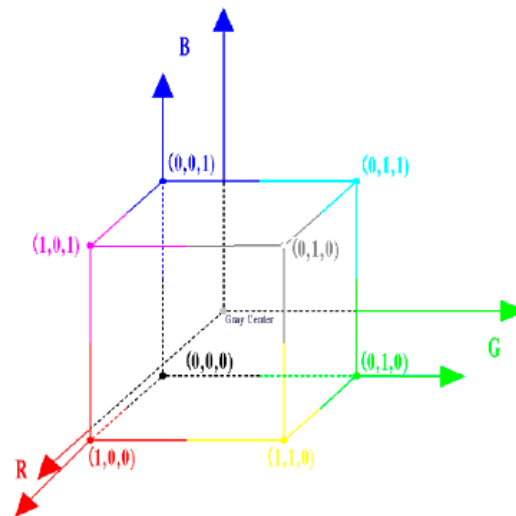
- Gray-Centered RGB Color Space

- 새롭게 형성한 RGB color space 좌표계인 gray 중심의 RGB color space에서 작업함

- 사과 이미지의 모든 픽셀을 RGB color space에서 자신의 픽셀로부터 절반 거리만큼 이동하여 중간 회색을 원점으로 하는 새로운 좌표계를 형성함

- Medium gray에서 같은 방향의 모든 픽셀이 동일한 색조를 가짐

- 24비트 컬러 이미지의 경우, RGB space의 각 픽셀 값에서 단순히 (127.5, 127.5, 127.5)를 빼는 방식으로 변환됨



< Conversion of gray-center RGB color space >

Proposed method

- Color Features Extraction

- Quaternion: 복소수를 확장한 개념으로, 실수부와 가상(허수)부로 구성됨

- $q = a + ib + jc + kd$

- ※ $a, b, c, d \in \mathbb{R}$

- ※ $i^2 = j^2 = k^2 = -1$ 조건을 만족함 \rightarrow 서로 다른 축을 나타내는 가상의 단위

- 사과 이미지의 경우, purely imaginary quaternion으로 표현됨

- ※ $U = R * i + G * j + B * k \rightarrow$ 실수부가 없는 quaternion

- $C = \frac{c}{|c|}$: unit pure quaternion

- ※ C: chosen color of interest (COI)

- ※ Pure quaternion U와 unit pure quaternion C가 주어지면, C에 평행하고 수직적인 구성 요소로 분해 가능함

$$u_c = \frac{1}{2}[U - CUC]$$

$$u_{c\perp} = \frac{1}{2}[U + CUC]$$

< COI의 구성 요소 분해 방정식 >

Proposed method

- Color Features Extraction

- Color Features Decomposition of the Apple Image

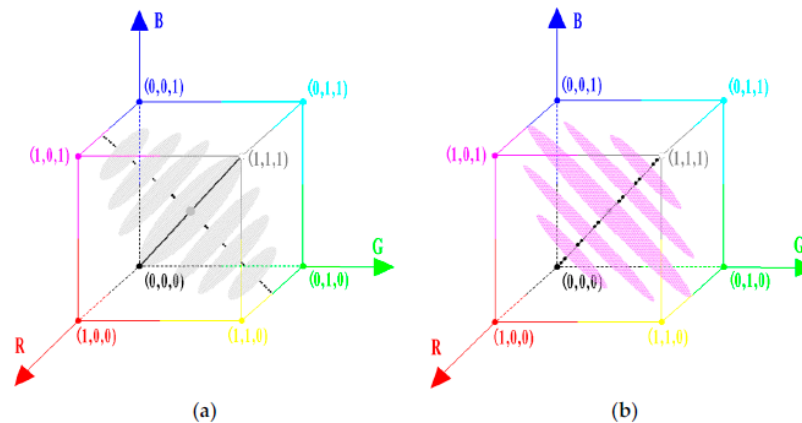
- Quaternion algebra와 COI 특성을 사용하여 'grayscale' direction $(1, 1, 1)$ 에 평행하고 수직인 이미지의 vector decompositions를 얻음

- ※ 1) 이미지가 기존의 RGB color space에서 gray 중심의 RGB color space으로 전환함

- ✓ Mid-gray에서 같은 방향에 있는 모든 픽셀은 비슷한 색조를 갖게 됨

- ※ 2) Quaternion algebra 연산을 사용하여 이미지의 vector decompositions를 획득함

- ※ 3) 모든 픽셀을 기존의 RGB color space의 원점으로 다시 이동시킴



< Vector decomposition of the image based on quaternion algebra >

Proposed method

- Color Features Extraction

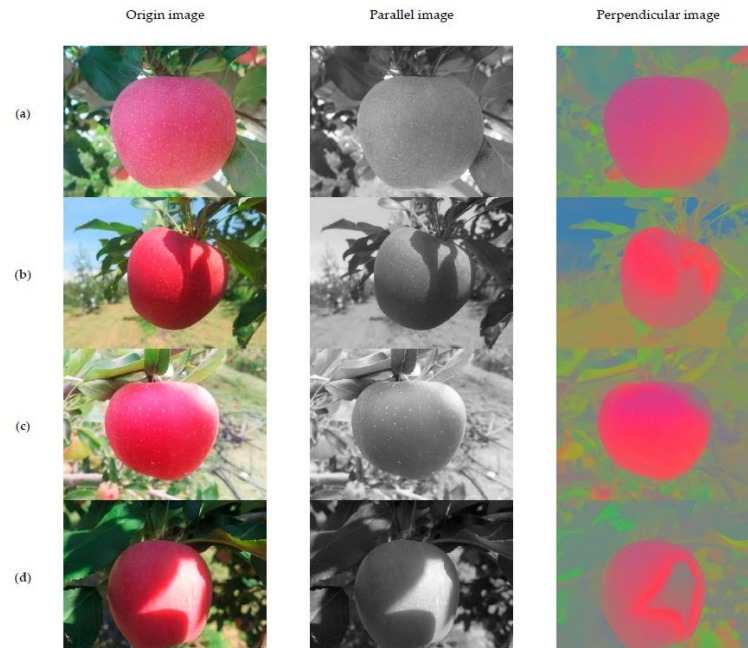
- Color Features Decomposition of the Apple Image

- 'Grayscale' direction (1, 1, 1)에 따른 사과 이미지의 정보 차이

- ※ 평행한 방향으로 분해된 픽셀: 이미지의 색조를 나타냄

- ※ 수직인 방향으로 분해된 픽셀: 색상에 대한 정보를 나타냄

- 본 논문에서는 색상에 대한 정보를 나타내는 수직 구성 요소에 대한 특징을 탐색함



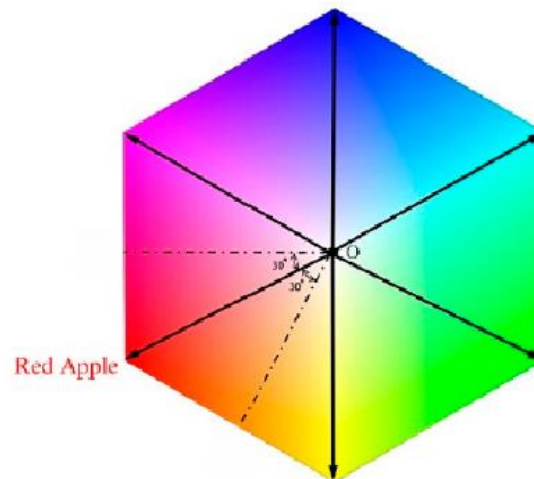
< Results of quaternion decomposition >

Proposed method

- Color Features Extraction

- Choice of COI and Features

- 1) Vector red color (127.5, -127.5, -127.5)을 COI로 선택함
 - 2) 숙성 단계의 사과는 빨간색 성분 외에도 다른 성분을 가지고 있기 때문에, COI는 사과의 모든 색상 픽셀을 나타내지 않음
 - 3) 선택한 COI 각도로부터 30° 이내의 모든 벡터의 픽셀을 사과에 속하는 것으로 정의함



< 빨간 사과에 속하는 COI 선택 >

Proposed method

- A Patch-Based Feature Segmentation Algorithm

- Classic K-means clustering algorithm

- 복잡한 이미지의 경우 세분화 결과가 좋지 않음

- ※ 이미지의 픽셀 간의 공간적 관계를 고려하지 않기 때문

- 특히 사과 이미지의 local variations는 pixel-based methods으로는 효과적으로 설명 불가능

- 본 연구에서 제안하는 pixel patches 기반의 clustering segmentation 모델식

- 사과 이미지의 color features와 local contents가 모두 고려됨

- ※ Halation, 그림자 및 local variations에 강함

$$\begin{cases} \min_{I_i, C_{ij}} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{x \in \Omega} \sum_j \|R_{m_j} f_j(x) - C_{ij}\|^2 I_i(x) \right\} \\ \text{s.t. I. } \sum_{i=1}^N I_i(x) = 1, \text{ II. } I_i(x) = 0 \text{ or } 1, i = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

- ✓ $f_j(x)$: 원본 사과 이미지 $f(x)$ 의 j 번째 color features

- ✓ $R_{m_j} f_j(x)$: $\sqrt{m_j} * \sqrt{m_j}$ patch vector

- ✓ C_{ij} : clustering center

- ✓ $I_i(x)$: label function, whose value can be 0(= not apple) or 1(= apple).

Proposed method

- A Patch-Based Feature Segmentation Algorithm

- Iteration process

- 1) I_i 고정, C_{ij} 업데이트 → optimization & differentiating
 - 2) C_{ij} 고정, I_i 업데이트 → optimization & differentiating

$$I_i^{(k+1)}(x) = \begin{cases} 1, & i = i_{\min}(x), \\ 0, & i \neq i_{\min}(x), \end{cases} \quad i_{\min}(x) = \underset{i}{\operatorname{argmin}}(r_i^{(k+1)}),$$

$$r_i^{(k+1)} = \sum_j \|R_{m_j} f_j(x) - C_{ij}^{(k+1)}\|^2, \quad i = 1 : N, j = 1 : 3.$$

< Final Equation >

$$\min_{I_i, C_{ij}} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{x \in \Omega} \sum_j \|R_{m_j} f_j(x) - C_{ij}\|^2 I_i^{(k)}(x) \right\}$$

< Optimization Equation (6) >

$$C_{ij}^{(k+1)} = \sum_{x \in \Omega} R_{m_j} f_j I_i^{(k)} / \sum_{x \in \Omega} I_i^{(k)}, \quad i = 1 : N, j = 1 : 3$$

< Differentiating Equation (7) >

- Algorithm review

Algorithm 1 K-means clustering algorithm based on pixel block-based

Input: Original apple images f
Segmentation region N

Initialization: Randomly initialize $I_i(x), i = 1 : N, k = 0$

Iteration: According to Equation (6), calculate $C_{ij}^{(k+1)}$

According to Equation (7), calculate $I_i^{(k+1)}(x)$

$k = k + 1$

Until $I_i^{(k+1)}(x) = I_i^{(k)}(x)$

Output: $I_i (i = 1, 2, \dots, N)$

< K-means clustering algorithm based on pixel block-based >

Proposed method

- Criteria Methods

- 알고리즘의 성능 평가 방법: GT와 segmented 이미지를 pixel points 별로 비교

- 제안된 알고리즘의 segmentation 성능 평가

- Confusion matrix에서 recall rate, precision rate, false positive rate (FPR), false negative rate (FNR) 지표를 얻어 사용함

※ Confusion matrix: 각각 다른 결과에 해당하는 4가지 경우로 구성된 matrix

- ✓ TP: 사과에 속하는 것으로 올바르게 분류된 픽셀 수
- ✓ FP: 배경에 속하는 픽셀 중 사과에 속하는 것으로 잘못 분류된 픽셀 수
- ✓ FN: 사과에 속하는 픽셀 중 배경으로 잘못 분류된 픽셀 수
- ✓ TN: 배경에 속하는 픽셀 중 정확하게 분할된 픽셀 수

$$\begin{aligned}
 \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} & \text{FPR} &= \frac{FP}{FP + TN} \\
 \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP} & \text{FNR} &= \frac{FN}{TP + FN}
 \end{aligned}$$

< 제안된 알고리즘의 Segmentation 성능 평가 지표 공식 >

		Ground Truth	
		Apple	Background
Segmentation	Apple	Truth Positives (TP)	False Positives (FP)
	Background	False Negatives (FN)	Truth Negatives (TN)

< Confusion matrix >

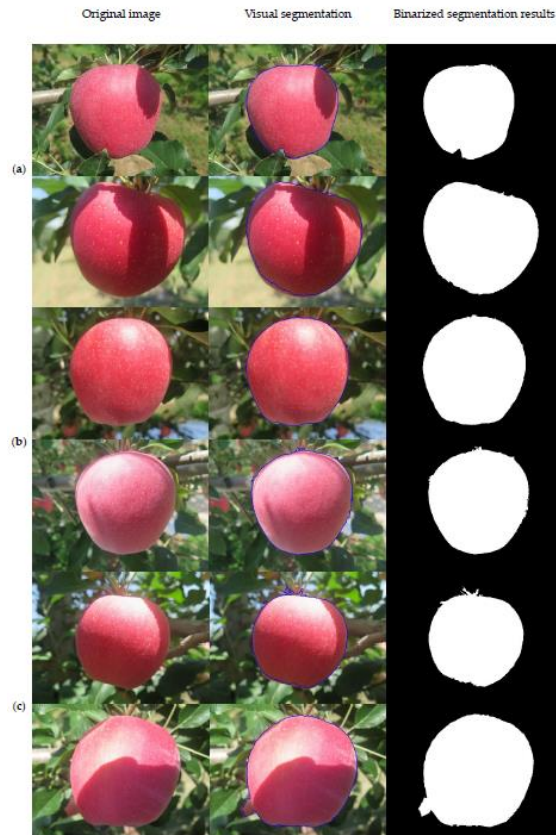
Experimental results

- Visualization of Segmentation Results

- Gray 중심 color space에서 3×3 pixel block clustering segmentation을 기반으로 함

- Number of clusters: 2 (사과, 배경)

- Blue line marks: 사과의 edge를 표시함



Experimental results

- Comparison and Quantitative Analysis of the Results of Segmentation

- 픽셀 수를 줄여, 이미지 처리 시간을 절약하고 알고리즘의 실용성을 향상시킴

- 1,200만 화소(4000×3000)의 이미지 \rightarrow 750,000개(1000×750) 픽셀

- 본 논문에서 제안한 방법의 비교할 여러 방법들

- Fuzzy 2-partition entropy

- ※ Color feature selection을 기반으로 CIELAB color space의 color histogram threshold을 사용하여 이미지를 segment하는 방법

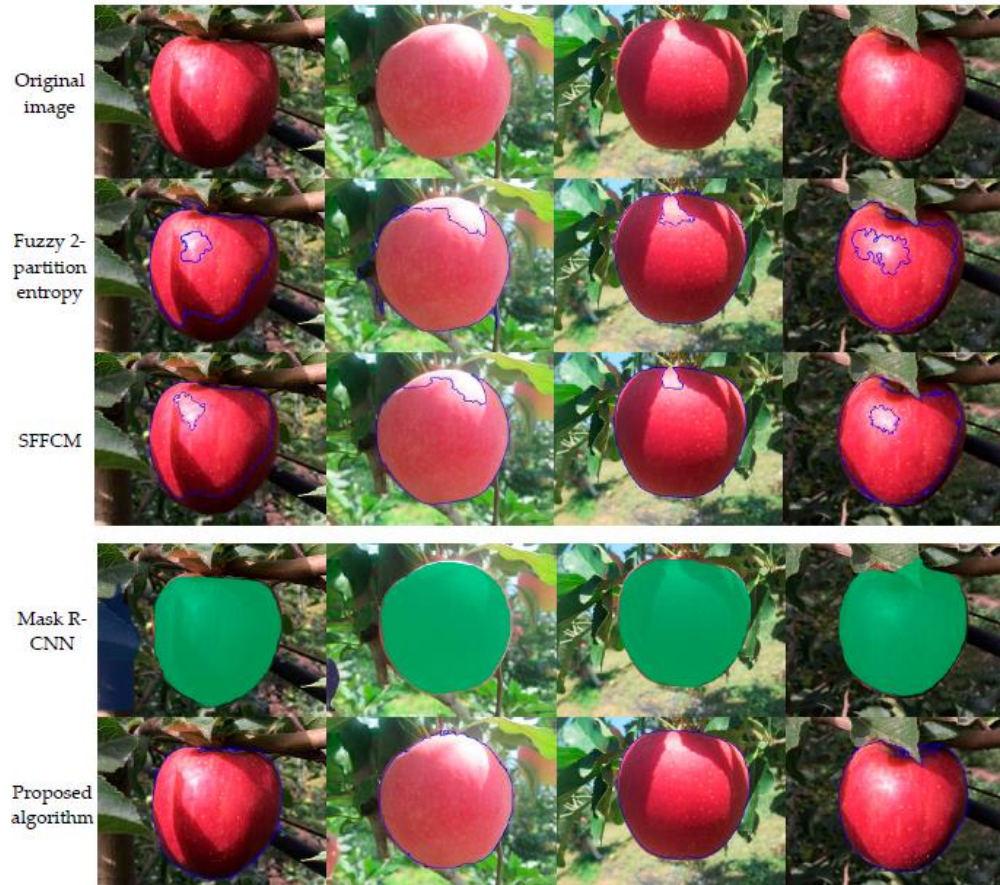
- Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering method (SFFCM)

- ※ Accurate contour을 가진 슈퍼픽셀 이미지를 얻기 위해 multiscale morphological gradient reconstruction operation을 정의하고, 컬러 히스토그램을 fuzzy cluster class objective function로 사용하여 컬러 이미지 binarization segmentation을 달성하는 방법

- Convolutional neural network를 이용한 Mask R-CNN 알고리즘

Experimental results

- Comparison and Quantitative Analysis of the Results of Segmentation
 - Experimental comparison of different methods

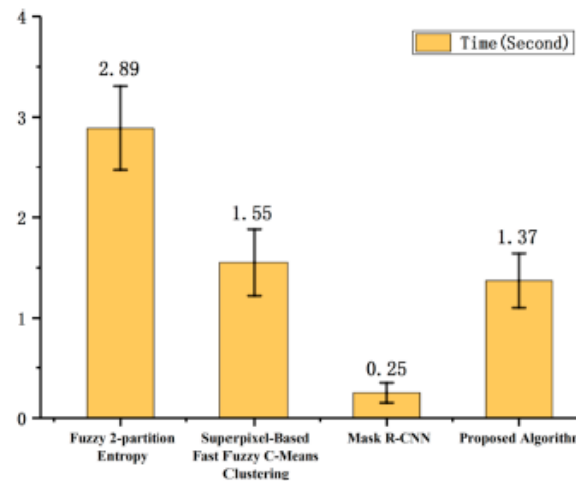


Experimental results

- Comparison and Quantitative Analysis of the Results of Segmentation
 - Average Result Based on Database

Table 1. Average Result Based on Database.

Method	Method Source	Recall	Precision	FPR	FNR
Fuzzy 2-partition Entropy	Fuzzy 2-partition entropy	87.75%	84.87%	9.36%	12.44%
Fuzzy C-means	Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering	94.34%	96.87%	1.37%	2.97%
Deep-learning	Mask R-CNN	97.02%	98.16%	0.47%	2.54%
Proposed algorithm		98.69%	99.26%	0.06%	1.44%



< Computational efficiency of different methods >

Experimental results

- Double and Multi-Fruit Split Results

- 비정형 과수원의 과일 타깃 이미지를 촬영하기 위해 기존 로봇이 사용하는 거리보다 먼 거리인 40~60cm 거리에서 이미지를 촬영함

- 사과 target이 1개만 있는 것이 아닌 여러 개의 과일 타깃이 있는 이미지 사용



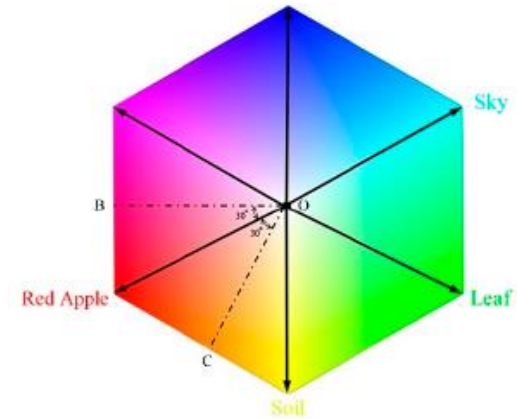
< Double and Multi-Fruit Segmentation Results >

Conclusions

- Gray 중심의 color space에서 patch 기반 segmentation 알고리즘을 제안함
 - 자연 과수원 환경에서 안정적으로 사과 segmentation을 구현하기 위함
- 사과 이미지의 parallel/vertical decomposition를 얻기 위해 quaternion을 사용함
 - 수직 이미지에서 선택한 COI 각도로부터 30° 이내의 모든 벡터 픽셀을 사과로 정의함
- 사과 이미지의 target area의 segmentation을 구현함
 - Color features와 local contents 모두 활용
- 제안한 알고리즘의 특징
 - 이미지 내 픽셀의 color degree
 - gray 중심의 RGB color space에 수직임
 - 초기 점 방향이 gray 중심인 픽셀의 color degree가 동일함
 - Vertical decomposition로 원본 이미지의 색상 정보가 더 잘 반영됨
 - Segmented target의 geometrical shape이 잘 유지되고, segmentation error가 크게 감소함

Conclusions

- Segmentation Result and Analysis with Different COI
 - COI의 선택에 따라 다양한 target을 segment 할 수 있음
 - COI red (170.03, -84.99, -84.99): 사과 feature 추출
 - COI yellow (85.01, 85.01, -170.01): 흙 feature 추출
 - COI green (-170.01, 85.01, 85.01): 나뭇잎 feature 추출
 - COI blue (-84.99, -84.99, 170.03): 하늘 feature 추출



- Feature maps of leaves, sky, and soil under specific COI



감사합니다!