



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년08월03일

(11) 등록번호 10-2285112

(24) 등록일자 2021년07월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 7/62 (2017.01) G06F 17/18 (2006.01)

G06K 9/46 (2006.01) G06T 7/194 (2017.01)

G06T 7/90 (2017.01)

(52) CPC특허분류

G06T 7/62 (2017.01)

G06F 17/18 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0158544

(22) 출원일자 2020년11월24일

심사청구일자 2020년11월24일

(56) 선행기술조사문헌

한우의 이화학적, 관능적 특성을 통한 신선도와 맛의 품질 인자 설정, 한국축산식품학회지, 2013

KR1020130065896 A

소고기 육질 등급 예측을 위한 분류 알고리즘의 성능 연구, 정보과학회 26(6), 2020.06.*

이미지 분석을 통한 양계 무게 예측 방법, 한국정보과학회 학술발표논문집, 2016.12.*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

충남대학교산학협력단

대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)

(72) 발명자

조병관

대전광역시 유성구 학하로 33 학하리슈빌 학의뜰 아파트 103-701

(74) 대리인

이충한

전체 청구항 수 : 총 3 항

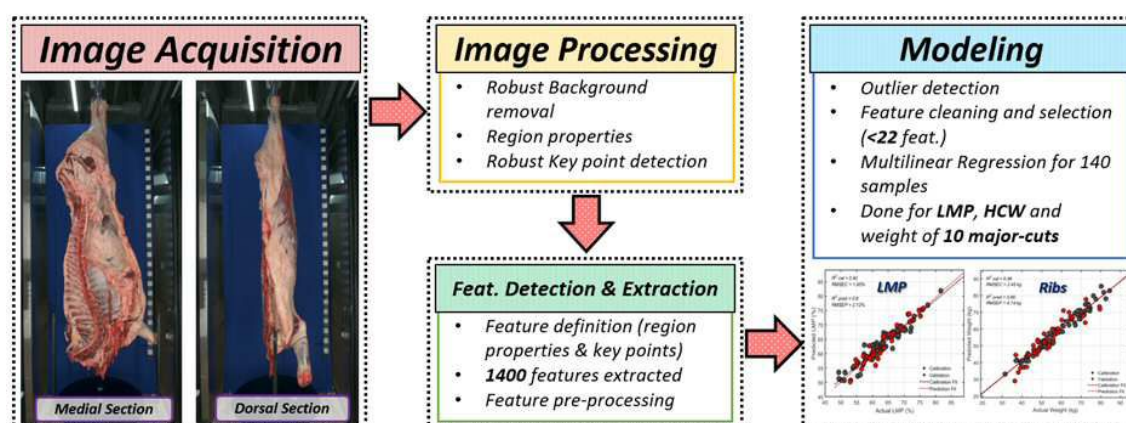
심사관 : 신재철

(54) 발명의 명칭 디지털 영상 분석을 활용한 소 도체 정육량 비파괴 측정 시스템

(57) 요약

본 발명은 컬러 카메라를 이용하여 다양한 상태의 도체 이미지를 얻는 이미지 수집단계; 상기 단계에서 수집된 이미지를 처리하여 특징을 추출하는 단계로서, 배경 제거단계, 키 포인트 검출단계 및 특징 추출단계를 포함하는 이미지 처리단계; 및 상기 추출된 특징들 중 선택된 특징을 이용하여 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression; MLR) 방식을 이용하여 예측 모델을 구축하는 모델구축단계;를 포함하는 소 도체의 정육량 예측 모델 구축 시스템을 제공함으로써, 본 발명에 따른 시스템을 도축 라인에 적용하여 실시간 도체 평가가 가능하다.

대표도 - 도10



(52) CPC특허분류

G06K 9/46 (2013.01)

G06T 7/194 (2017.01)

G06T 7/90 (2017.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1395044780
과제번호	PJ011815012016
부처명	농촌진흥청
과제관리(전문)기관명	농촌진흥청
연구사업명	FTA대응경쟁력향상기술개발사업
연구과제명	소 도체 비파괴 종합 품질 측정 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	충남대학교
연구기간	2016.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

컬러 카메라를 이용하여 다양한 상태의 도체 이미지를 얻는 이미지 수집단계;

상기 단계에서 수집된 이미지를 처리하여 특징을 추출하는 단계로서, 배경 제거단계, 키 포인트 검출단계 및 특징 추출단계를 포함하는 이미지 처리단계; 및

상기 추출된 특징들 중 선택된 특징을 이용하여 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression; MLR) 방식을 이용하여 예측 모델을 구축하는 모델구축단계;를 포함하고,

상기 이미지 수집단계는 좌도체 및 우도체 중 꼬리가 부착되지 않은 측면의 냉도체 또는 온도체에 대하여 도체 안쪽 방향 이미지 및 도체 등쪽 방향 이미지를 포함하는 2개 이미지를 얻는 단계이며,

상기 추출된 특징은 배경 제거단계를 통해 얻어지는 마스크 이미지를 이용하여, 중심 및 윤곽의 특성을 기반으로 추출된 특징, 도체를 둘러싸고 있는 경계 상자를 동일한 세그먼트(segment)로 세분화하였을 때 단면, 중심 및 윤곽을 기반으로 추출된 특징 및 키 포인트의 조합을 기반으로 추출된 특징을 포함하며,

상기 모델구축단계는 상기 추출된 특징들 중 모델링에 이용될 특징을 선택하는 알고리즘으로 FSC(feature selection cleaning) 알고리즘 및 SFS(sequential feature selection) 알고리즘 중 하나 이상을 이용하는 것을 특징으로 하는 소 도체의 정육량 예측 모델 구축방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 배경 제거단계는 블루 스크린(blue screen) 영역을 제거하고 색상 통계를 통한 도체 대비 향상 후에 임계값 설정 및 모서리 검출을 결합하여 생성된 이미지에 대하여 형태학적 영상 처리과정을 거쳐 최종 마스크 이미지를 얻음으로써 배경을 제거하는 단계인 것을 특징으로 하는 소 도체의 정육량 예측 모델 구축방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 키 포인트 검출단계는 도체의 각 부위별 구분의 기점이 될 수 있는 지점을 키 포인트로 선택하고 모델 도체 이미지를 선정하여 키 포인트 라벨링을 붙인 마스터 이미지를 지정한 후, 새로운 이미지가 수집되면 마스터 이미지와 매칭하여 새로운 이미지에 키 포인트 위치를 맵핑하는 단계인 것을 특징으로 하는 소 도체의 정육량 예측 모델 구축방법.

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 디지털 영상 분석을 활용한 비파괴 소 도체 정육량 측정 시스템에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 다변량 통계와 이미지 분석을 결합하여, 컬러 이미지를 통해 소 도체의 정육량 예측이 가능한 모델 구축 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 쇠고기는 전 세계에서 돼지와 닭고기 다음으로 세 번째로 많이 소비되는 고기로 전 세계 소비량의 약 25%를 차지한다. 이러한 소비량은 개발도상국의 인구증가와 부의 증가를 감안할 때 향후 수십 년 동안 지속적으로 증가할 가능성이 높다. 따라서 최근 소고기의 유통망 및 관련 법령 및 규제 기관들은 유통되는 소고기의 품질을 사전에 측정하고 가치를 평가하는데 많은 관심을 가지고 있다.

[0003] 최근 소고기 생산량과 소비량이 급격하게 증가하고 있으며, 이러한 이유에서 생산되는 소고기의 품질을 사전에 측정하고 모니터링하는 문제들이 대두되고 있다. 등급판정은 유통 전의 소고기 품질을 측정하는 방법으로, 품질 평가를 통해 안전한 축산물에 대한 인증 및 도체의 등급과 가격을 결정하게 된다. 결과적으로 등급 판정은 농민과 육류 유통업자들에게 경제적으로 직접적인 영향 요소로 작용한다. 따라서 도축장에서는 등급 판정의 정확도를 높여야만 하며, 도축된 도체가 유통되기 이전에 정확한 등급 평가가 진행되어야 하는 필요성이 존재한다.

[0004] 소비자들에게 있어서도 소고기의 품질은 매우 중요하며, 결과적으로 제품을 선택하는 결정요인으로 작용한다. 현재 소고기 품질 등급은 도축장에서 전문 훈련을 받은 품질평가사에 의해 진행되며 정육량은 수작업에 의한 발골이 된 후 결정된다. 그러나 이러한 과정에서 많은 시간과 비용이 소모되며, 판정사 및 도축장 마다 평가 기준이나 숙련도가 달라 주관적인 요소가 개입될 수 있다.

[0005] 미국 식육학회(American Meat Scientist Association; AMSA)에 따르면, 소도체의 품질을 결정하는 요소로 성숙도(maturity), 마블링(Marbling), 정육의 조직감 및 견고도, 육색 및 지방색이 있다고 알려졌다. 성숙도는 동물의 연령에 따라 결정되며, 척추 뼈와 연골의 경화도와 관련된다. 성숙도는 육색과 조직감에 영향을 미치며 결과적으로 전체 고기 품질에 영향을 미치게 된다. 마블링은 근육 내에 발생하는 근내 지방이 대리석 무늬처럼 작은 점으로 발생하기 때문에 붙여진 이름이며, 12-13번 갈비 사이에 있는 등심에 나타난 마블링 정도를 보고 등급을 평가하게 된다. 마블링은 식육의 다즙성 및 품질과 연관된다. 도체의 성숙도와 마블링은 소 도체 품질 평가에 주요 평가 척도이며, 이외에서 육색, 조직감, 지방 특성을 함께 평가하여 최종 품질을 평가하게 된다. 이전에 진행된 연구에 따르면(Ricardo et al., 2016), 도체의 등급 판정에 있어 근육의 품질과 지방 함량은 중요한 품질 지표로 알려졌다. 근육의 질은 근육의 구조 또는 근육과 뼈의 비율에 의해 결정되는 근육의 양을 나타내며, 지방은 지방의 외부 또는 내부의 침착도를 말한다.

[0006] 소 도체의 평가는 일반적으로 표준 도표를 기반으로 품질을 결정하는 체계적인 방법을 통해 수행된다. 도체의 경제적 가치는 일반적으로 판매가능한 육류 생산량(saleable meat yield; SMY%), 정육비(lean meat percentage; LMP), 대분할(등심, 갈비, 뒷다리, 안심 등) 무게 등에 의해 결정된다. LMP는 가장 일반적으로 사용되는 도체 수율 품질 지표 중 하나이며, 도체를 분류하는데 중요 기준으로 작용한다. 이러한 LMP는 대부분의 유럽국가와 전 세계에서 사체 분류의 핵심 매개변수로서 도체 무게에 대한 정육 무게를 백분율로 나타낸 수치이다. 몇몇 연구에서는 LMP를 lean meat yield (LMY)로 기록하였으며, 시장에 따라 정육에 지방과 일부 뼈를 더한 무게에 대한 도체 중 비율로 정의하였다(Craigie et al., 2012).

[0007] LMP는 다양한 장비와 기술을 활용해 도축장에서 실시간으로 측정되고 있다. 도축장 자동화 정도에 따라 이러한 장비는 수동형, 반자동형 형태인 Fat-O-Meat'er, UltraFom(Carometec A/S, Herlev, Denmark)등이 있으며, 자동형 모델로는 AutoFom (Carometec A/S, Herlev, Denmark), VCS2000, VBS2000 (from E + V Technology GmbH, Oranienburg, Germany), BCC (Frontmatec Group, Roskilde, Belgium) 등의 측정 기계들이 존재한다. 또한 기기의 작동 방식에 따라 빛 반사형 측정 기술, 초음파, 전자파 또는 비전 기술 기반 기기로 구분된다. 이러한 장비와 기술의 대부분은 현재 육류 가공 라인에서 사용되고 있으며, 이외에도 다양한 목적을 위해 여러 장비들이 활용된다. 예를 들어 지방 함량 측정, 연도 측정, 원산지 판별, 도체 품질 측정과 같은 기술이 있다.

[0008] 위에 언급된 장비와 기술은 소도체의 LMP 예측에 많은 도움을 주지만, 여전히 개선해야하는 개선점을 가지고 있다. 본 장비들은 경우에 따라 측정에 시간이 소요되고, 사용법이 복잡하거나 도입에 비용이 많이 들고 하기 표

1에 나타낸 것과 같이 정확도가 낮다는 단점을 가진다. 이러한 시스템들의 낮은 정확도는 이미지 수집 방법, 특징 추출 방법의 문제, 통계적 예측 방법 또는 모델 개발에 사용된 샘플 데이터 셋의 부족 등에 영향을 받았을 수도 있다. 그러나 이러한 사전에 개발된 시스템들의 도체 무게와 도체 간 외형 유사성에 대한 예측은 도체의 형태학적 특징과 연관되어 있기에 대부분 정확한 결과를 보였다.

표 1

Location (System)	Sample number	Quality parameter	Performance *	Reference
Australia (BBC-3)	427	Pistol cut (kg)	$R^2 = 0.967$ RMSE = 0.91	(Jakob et al., 2019)
Denmark (BCC-2)	3459	Saleable meat (%)	$R^2 = 0.70$ SEP = 1.31	(Borggaard, Madsen, & Thodberg, 1996b)
USA (VIAScan)	240	Hot carcass weight (kg)	$R^2 = 0.75$ RSD = 1.08	(Cannell et al., 1999)
Germany (VBS2000)	301	Fat class	$R^2 = 0.75$ SEP = 1.20	(Sonnichsen et al., 1998)

* RMSE: root-mean-square error; SEP: standard error of prediction; RSD: relative standard deviation

발명의 내용

해결하려는 과제

본 발명은 정육비(lean meat percentage; LMP), 온도체 중량(hot carcass weight; HCW) 및 10개 부위의 대분할 부위(안심, 등심, 채끝, 목심, 앞다리, 우둔, 설도, 양지, 사태, 갈비) 무게를 예측하기 위한 간단하고 비 파괴적인 이미지 분석 기반 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

본 발명은 컬러 카메라를 이용하여 다양한 상태의 도체 이미지를 얻는 이미지 수집단계; 상기 단계에서 수집된 이미지를 처리하여 특징을 추출하는 단계로서, 배경 제거단계, 키 포인트 검출단계 및 특징 추출단계를 포함하는 이미지 처리단계; 및 상기 추출된 특징들 중 선택된 특징을 이용하여 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression; MLR) 방식을 이용하여 예측 모델을 구축하는 모델구축단계를 포함하는 소 도체의 정육량 예측 모델 구축 시스템을 제공한다.

또한 상기 이미지 수집단계는 온도체 또는 냉도체 상태의 온도체 또는 좌도체를 도체 안쪽 방향 이미지 및 도체 등쪽 방향 이미지를 얻는 단계인 것을 특징으로 한다.

또한 상기 배경 제거단계는 블루 스크린(blue screen) 영역을 제거하고 색상 통계를 통한 도체 대비 향상 후에 임계값 설정 및 모서리 검출을 결합하여 생성된 이미지에 대하여 형태학적 영상 처리과정을 거쳐 최종 마스크 이미지를 얻음으로써 배경을 제거하는 단계인 것을 특징으로 한다.

또한 상기 키 포인트 검출단계는 도체의 각 부위별 구분의 기점이 될 수 있는 지점을 키 포인트로 선택하고 모델 도체 이미지를 선정하여 키 포인트 라벨링을 붙인 마스터 이미지를 지정한 후, 새로운 이미지가 수집되면 마스터 이미지와 매칭하여 새로운 이미지에 키 포인트 위치를 맵핑하는 단계인 것을 특징으로 한다.

또한 상기 특징 추출단계는 예측 모델에서 사용되는 변수를 추출하는 단계로서 상기 배경 제거단계에서 얻어지는 마스크 이미지와 상기 키 포인트 검출단계에서 얻어지는 키 포인트를 이용하여 특징을 추출하는 단계인 것을 특징으로 한다.

또한 상기 모델구축단계는 상기 추출된 특징들 중 모델링에 이용될 특징을 선택하는 알고리즘으로 FSC (feature selection cleaning) 알고리즘 및 SFS sequential feature selection) 알고리즘 중 하나 이상을 이용하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0018] 본 발명은 다변량 통계와 이미지 분석을 결합하여, 컬러 이미지를 통해 소 도체의 정육량 예측을 진행할 수 있다. 이미지 분석 및 MLR을 통해 선택된 특성을 통해 구축된 모델의 성능은 모든 파라미터에 대해 R^2 가 0.86보다 큰 것을 확인할 수 있었다. 특히, LMP에 대한 예측 성능은 $R^2 = 0.89$ 와 $RMSE = 1.99\%$ 로 높은 예측 정확도를 보였다. 이 성능은 VBS2000, VIAScan 등과 같은 대부분의 VIA 시스템과 비교하였을 때도 상대적으로 좋은 성능에 해당한다. 따라서 본 발명에 따른 시스템을 도축 라인에 적용하여 실시간 도체 평가가 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0019] 도 1은 도체의 각도에 따른 영상 수집 이미지를 나타낸 것이다.
 도 2는 참조 데이터를 기반으로 한 LMP089와 LMP의 상관관계를 나타낸 것이다.
 도 3은 LAB 색 공간을 사용하여 블루 스크린을 감지하고 제거하는 과정을 나타낸 것이다.
 도 4는 최종 이미지에 대한 각 밴드의 기여도, 도체 감지에 사용되는 회귀계수 플롯 및 색상 회귀 결과를 나타낸 것이다.
 도 5는 임계값 설정과 모서리 검출 결합 및 형태학적 영상 처리 과정을 통해 마스크 이미지를 얻는 과정을 나타낸 것이다.
 도 6은 KAZE 특징 매칭 및 아핀 변환을 통해 키 포인트가 새로운 도체 이미지에 투영된 마스터 이미지를 나타낸 것이다.
 도 7은 키 포인트 추정을 위한 도체 이미지 매칭 과정을 나타낸 것이다.
 도 8은 이미지 1번(도체 안쪽 부분)에서 추출한 특징(RP, A, B, C 및 E 특징)을 시각화한 것이다.
 도 9는 이미지 2번(도체 등쪽 부분)에서 추출한 특징(RP, A, B 및 C 특징)을 시각화한 것이다.
 도 10은 이미지 수집에서부터 최종 수율 예측 모델 구축까지의 개략도를 나타낸 것이다.
 도 11은 검증을 위해 수집된 도체의 무게, 나이 및 LMP에 대한 히스토그램 플롯을 나타낸 것이다.
 도 12는 LMP 예측 모델에서 선택된 매개 변수의 중요성을 나타낸 것이다.
 도 13은 온도체 상태의 온도체 이미지를 이용하여 LMP를 예측하기 위한 선택된 특성의 시각화 및 구성을 나타낸 것이다.
 도 14는 모든 특징(왼쪽), SFS로 선택한 특징(가운데), SFS로 선택한 특징에 3개의 외부 파라미터 변수(오른쪽)를 사용하여 LMP 회귀 모델링에서 생성된 회귀 플롯(위) 및 잔차 플롯(아래)을 나타낸 것이다.
 도 15는 도체 총 중량 및 기타 주요 절단부에 대한 각 모델의 예측 성능을 보여주는 회귀 플롯을 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 본 명세서에 사용되는 모든 기술용어 및 과학용어는 다른 언급이 없는 한은 기술적으로 통상의 기술을 가진 자에게 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 또한 본 명세서 및 청구범위의 전반에 걸쳐, 다른 언급이 없는 한 포함(comprise, comprises, comprising)이라는 용어는 언급된 물건, 단계 또는 일군의 물건, 및 단계를 포함하는 것을 의미하고, 임의의 어떤 다른 물건, 단계 또는 일군의 물건 또는 일군의 단계를 배제하는 의미로 사용된 것은 아니다.

[0021] 이하에 본 발명을 상세하게 설명하기에 앞서, 본 명세서에 사용된 용어는 특정의 실시예를 기술하기 위한 것일 뿐 첨부하는 특허청구의 범위에 의해서만 한정되는 본 발명의 범위를 한정하려는 것은 아님을 이해하여야 한다.

[0022] 한편, 본 발명의 여러 가지 실시예들은 명확한 반대의 지적이 없는 한 그 외의 어떤 다른 실시예들과 결합될 수 있다. 특히 바람직하거나 유리하다고 지시하는 어떤 특징도 바람직하거나 유리하다고 지시한 그 외의 어떤 특징 및 특징들과 결합될 수 있다. 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예 및 이에 따른 효과를 설명하기로 한다.

[0023] 본 발명의 일실시예에 따른 소 도체의 정육량 예측 모델 구축 시스템은 다변량 통계와 이미지 분석을 결합하여,

컬러 이미지를 통해 소 도체의 정육량을 비파괴적으로 예측하는 시스템으로서, 이미지 수집단계; 이미지 처리단계; 및 다변량 통계 분석을 통한 모델구축단계;를 포함하여 구축된다.

- [0024] 상기 이미지 수집단계는 컬러 카메라를 이용하여 다양한 상태의 도체 이미지를 얻는 단계로서, 온도체 또는 냉도체 상태의 우도체 또는 좌도체를 도체 안쪽 방향 이미지(0° 각도의 이미지) 및 도체 등쪽 방향 이미지(90° 각도의 이미지)를 얻는 단계이다.
- [0025] 이미지를 수집함에 있어서, 카메라 보정이 지속될 수 있다. 카메라 보정은 카메라의 내적 또는 외적 파라미터를 추정하는 과정으로서, 내적 파라미터는 초점거리, 왜곡 및 이미지 중심과 같은 카메라 내부 특성을 의미하며, 외적 파라미터는 카메라가 위치한 위치와 방향을 의미한다. 카메라 보정은 촬영 영역에 대한 재 투영 오류가 0.3 pixel 미만이 될 때까지 카메라 보정을 지속한다.
- [0026] 상기 이미지 처리단계는 수집된 이미지를 처리하여 특징을 추출하는 단계로서, 배경 제거단계, 키 포인트 검출단계 및 특징 추출단계를 포함한다.
- [0027] 상기 배경 제거단계는 도체 이미지의 실루엣 추출을 위한 단계로서 블루 스크린(blue screen) 영역을 제거하고 색상 통계를 통한 도체 대비 향상 후에 임계값 설정 및 모서리 검출을 결합하여 생성된 이미지에 대하여 형태학적 영상 처리과정을 거쳐 최종 마스크 이미지를 얻음으로써 배경을 제거하는 단계이다.
- [0028] 상기 키 포인트 검출단계는 먼저 도체의 각 부위별 구분의 기점이 될 수 있는 지점을 키 포인트로 선택하고 모델 도체 이미지를 선정하여 키 포인트 라벨링을 붙인 마스터 이미지를 지정한 후, 여기에 새로운 이미지(분석 대상 이미지)가 수집되면 마스터 이미지와 매칭하여 새로운 이미지에 키 포인트 위치를 맵핑하는 단계이다.
- [0029] 상기 특징 추출단계는 예측 모델에서 사용되는 변수를 추출하는 단계로서 상기 배경 제거단계에서 얻어지는 마스크 이미지와 상기 키 포인트 검출단계에서 얻어지는 키 포인트를 이용하여 특징을 추출하는 단계이다. 추출된 특징은 마스크, 중심 및 윤곽의 특성 영역을 기반으로 추출된 특징, 16개의 단면, 중심 및 윤곽을 기반으로 추출된 특징 및 키 포인트를 기반으로 추출된 특징을 포함한다. 또한 외부 변수로써 온도체 중량(HCW, nit:Kg), 도축된 소의 연령(개월), 성별 등을 추가시킬 수 있다.
- [0030] 상기 다변량 통계 분석을 통한 모델구축단계는 상기 추출된 특징들 중 선택된 특징을 이용하여 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression; MLR) 방식을 이용하여 예측 모델을 구축하는 단계이다. 이는 전체 특징을 이용하여 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression; GPR) 방식을 이용하여 구축된 예측 모델보다 우수한 성능을 갖는다.
- [0031] 상기 추출된 특징들 중 모델링에 이용될 특징을 선택하는 알고리즘은 FSC (feature selection cleaning) 알고리즘 및 SFS(sequential feature selection) 알고리즘 중 하나 이상을 이용한다.
- [0032] <실시예>
- [0033] (1) 샘플 데이터 수집
- [0034] 데이터 수집은 전주에 위치한 국립 축산 과학원 도축장에서 3.5년간(2017년 1월 - 2020년 6월) 진행되었다. 본 실시예를 위해 성별, 연령, 무게가 다른 각 지역에서 사육된 한우 140 두에 대하여 측정되었다.
- [0035] (2) 이미지 데이터 수집
- [0036] 도체의 영상 측정은 도축 후 온도체 상태의 이분 도체와 도체를 24시간동안 2°C 에서 냉각시킨 냉도체 상태의 이미지를 획득하였다. 도체의 품질 평가는 냉도체 상태의 도체에 대해 이미지 촬영 이후 품질평가사에 의해 진행되었다. 이미지 획득은 우도체와 좌도체 모두에 대하여 실시되었다. 촬영 시 사용된 카메라는 color 카메라(Matrix Vision GmbH, Oppenweiler, Germany)를 사용하였으며, 컴퓨터와 USB3로 연결되어 제어하였다. 카메라 센서는 도체 전면에 대한 영상을 획득하기 위해 광각 렌즈와 결합된 mvBlueFOX3-2059C를 사용하였다.
- [0037] 총 2개의 이미지가 각각의 분할 도체(좌도체, 우도체)에 대하여 촬영되었으며, 도 1에 나타난 것과 같이 0° 각도의 이미지(도체 안쪽 방향_medial section image)와 90° 각도의 이미지(도체 등쪽 방향_Dorsal section)로 구성되었다. 90° 각도 이미지 획득을 위해 서보 모터(Ezi-Servo plusR, Fastech, Gyeonggi-do, South Korea)를 이용하여 회전시켰으며, 동일한 컴퓨터에 의해 제어되었다. 카메라와 모터는 한 프로그램에서 동기화되어 이미지 촬영에 이용되었다.
- [0038] 특정 인스턴스에서 카메라의 이미지를 캡처하기 위해 EMVA (European Machine Vision Association)의

"GenlCam" 어댑터를 사용하여 MATLAB 소프트웨어 (MathWorks Inc., Natick, MA, USA)에서 사용자 정의 UI를 개발하였다. 또한 개발된 UI를 특정 각도의 소도체 이미지를 캡처하기 위해 모터 제조업체에서 제공하는 소프트웨어 개발 키트와 결합하여 제어를 진행하였다. 촬영 시 최적의 이미지를 획득하기 위해 촬영 노출 시간은 25 ms로 설정하였다. 이후 획득된 파일은 portable network graphic (PNG) 형식의 파일로 저장하였으며, 이후 이미지 처리 단계 수행을 위해 사전 정의된 디렉토리에 저장되었다.

[0039] 카메라 보정은 카메라의 내적 또는 외적 파라미터를 추정하는 과정이다. 내적 매개(intrinsic parameter) 변수는 초점거리, 왜곡 및 이미지 중심과 같은 카메라 내부 특성을 의미한다. 외적 파라미터는 카메라가 위치한 위치와 방향을 의미한다. 카메라 보정 이후 시스템 성능에 영향을 미칠 수 있는 렌즈 배럴 왜곡현상(광각렌즈 사용에 따른)을 제거하였다. 본 연구의 카메라 보정을 위해 스탠다드 체크보드(standard checkboard) 방식을 사용하였다. 보정은 촬영 영역에 대한 재 투영 오류가 0.3 pixel 미만이 될 때까지 카메라 보정을 지속하였다.

[0040] (3) 참조 데이터 수집

[0041] 모델 개발을 위한 참조 데이터(도체 무게, 성별, 나이, 대분할 무게 등)는 작업자들이 도체를 해체하는 전후로 하여 현장에서 수집했다. 반면 LMP의 경우에는 획득한 참조 데이터에 LMP에 대한 EU의 기준 공식인 식(1)과 식(2)를 적용하여 계산하였다.

[0042] 식 (1):

$$LMP089 = 89 * \frac{\sum Weight_{lean} (Ham, Loin, Belly, Shoulder) + Tenderloin}{\sum Weight_{total} (Ham, Loin, Belly, Shoulder, Tenderloin)}$$

[0043]

[0044] 식 (2):

$$LMP = 100 * \frac{\sum Weight of lean meat}{\sum Weight of carcass}$$

[0045]

[0046] 식 (1)에서 볼 수 있듯이 LMP089는 5개의 주요 분할 부위의 무게를 바탕으로 계산되는 반면 LMP는 전체 도체로부터 해체된 모든 정육을 고려하여 계산된다는 차이점이 있다. 본 실시예에서 사용된 도체 데이터 셋에서는 도 2에 나타낸 것과 같이 LMP089와 LMP가 높은 연관성을 보였다. 본 실시예에서는 최종 참조 데이터로 LMP089대신 LMP를 사용하였다.

[0047] (4) 이미지 처리

[0048] 특징 추출은 수집된 도체 영상에 대해 이미지 처리 작업을 수행한 후에 이루어 졌다. 본 장에서는 배경 제거, 키 포인트 검출 및 형상 추출에 초점을 맞춘 3가지 부분으로 나누어 분석을 진행하였다.

[0049] (4.1) 배경 검출(배경 제거)

[0050] 배경 제거 과정은 도체 이미지의 실루엣 추출을 목적으로 한다. 그러나 도 1과 같이 연구를 진행한 도축장의 공간적 제한으로 인해 배경이 균일하지 못했다. 이러한 이유에서 색상 강도(color intensity) 및 색상 임계값(thresholding) 설정과 같은 간단한 방법으로 배경을 제거할 수 없었다. 배경 제거 문제를 해결하기 위해 다양한 이미지 처리 기술을 사용하여 이 문제에 대하여 단계적 접근을 시도하였다. 첫번째로는 블루 스크린(blue screen) 영역 제거, 두번째는 색상 통계를 통한 도체 대비 향상, 세번째는 임계값 설정, 모서리 검출(edge detection) 및 형태학적 작업(morphological operation)을 결합하여 마스크 이미지를 생성하였다.

[0051] (4.1.1) 블루스크린 검출

[0052] 블루스크린은 LAB 색상 공간 중 b*(blue - yellow value) 값을 이용하면 쉽게 검출할 수 있다. 획득한 이미지의 b* 값의 히스토그램에서 국소 최소값(local minimum)을 컷오프(cut-off) 값으로 사용하여, 블루스크린을 제거한 영상을 만들었다(도 3 좌측). 영상의 블루스크린이 검출된 후, 블루 스크린에 해당하는 모든 픽셀의 값을 0으로 설정하였다. 마스킹 이미지와 도체를 마스킹 한 결과는 도 3과 같다.

[0053] (4.1.2) 색상 통계를 이용한 도체 대비 향상

[0054] 다음의 과정을 위해 데이터 셋에 있는 500장의 도체 사진을 선택하여, 수작업으로 이미지 분할 작업을 진행하였

다. 이때 배경은 0으로 라벨링 하였으며, 도체에 해당하는 픽셀은 1로 라벨링 하였다. 이미지 픽셀은 4가지 종류의 색상 공간(LAB, HSV, YCBCR, XYZ)으로 변환시켰다. 이후 라벨로 표시된 픽셀과 15개의 색상 변수 행렬 사이의 단순한 선형 회귀 분석이 수행되었고, 그 결과 도체 이미지에서 도체와 배경 검출 기준으로 사용된 회귀 계수를 획득하였다. 또한 도체와 가장 높은 연관성을 보이는 컬러 채널을 선택하기 위해 최종 예측에 대한 각 컬러 밴드의 기여도 분석을 진행하였다. 결과적으로 분석 시 RGB의 빨간색 채널이 가장 높은 연관성을 보였으며 (0.84% importance score), 그 뒤로 xyz 채널의 y값이, LAB 색상 공간의 A*값이 xyz의 x값 그리고 HSV공간의 S 값이 높게 검출되었다. 나머지 항목들은 중요도 점수에서 10% 미만의 결과를 보였다. 선택된 5가지 컬러 밴드를 이용하여 도체 이미지의 실루엣을 예측하였다. 색상에 기초한 대비 강화(contrast enhancement) 결과는 도 4과 같다.

[0055] (4.1.3) 임계값 설정과 모서리 검출 결합

[0056] 색상 통계를 통해 전경을 검출한 이후 생성된 이미지는 이진 이미지로 변형되었고, 이후 OTSU 임계값 (thresholding)을 이용하여 영상을 변형하였다. 또한 색상 통계로 제작된 이진 영상은 Canny's edge 알고리즘에 의해 가장자리 검출을 진행하였다. 이후 모서리 검출 방법에 의해 생성된 이진 영상과 OTSU 알고리즘에 의해 생성된 임계값 영상을 합성하였다. 이후 생성된 이미지에 대하여 형태학적 영상 처리과정(image closing, image area opening, image filling, image filtering)을 진행하였으며, 이를 통해 최종적인 마스크 이미지를 제작하였다(도 5).

[0057] (4.2) 키 포인트 검출

[0058] 본 실시예에서는 이전 연구와 한국 도체 해부 가이드라인 및 모델링 과정에서 얻은 경험을 바탕으로 도체에서 선택된 지점을 키 포인트(key point)로 정의하였다. 총 16개의 키 포인트들이 선택되었다(도 6). 키 포인트 알고리즘은 도체의 일반적인 형태가 다른 도체와 서로 유사하고, 다른 도체에서도 각 부위별 부분(예: 갈비뼈, 다리, 척추 등)을 쉽게 구분할 수 있다는 기본 가정아래 연구를 진행하였다. 본 실시예에서는 speeded up robust features(SURF)알고리즘과 scale-invariant feature transform(SIFT), KAZE 특징 알고리즘 등과 같은 이미지 설명자 알고리즘을 사용하여 두개의 서로 다른 도체의 이미지에 있어, 두 이미지 간 공통된 부분을 찾도록 하였다. 본 실시예에 사용된 KAZE 알고리즘은 비선형 확산 필터링을 사용하는데, 이러한 비선형 확산 필터링은 이미지의 노이즈를 효과적으로 감소시키는것과 동시에 물체의 경계를 유지하여 다른 알고리즘에 비해 명확하게 기능적 위치를 구분할 수 있다. 본 실시예에서는 추가적으로 두 이미지 간의 실제 robust 일치율 필터링하기 위해 random sample consensus(RANSAC) 알고리즘을 사용하였다.

[0059] 본 실시예에서는 모델 도체 이미지를 선정하여(도 7), 16개의 key-point 라벨링을 붙이고, 이를 마스터 이미지로 지정하였다. Key point가 지정되지 않은 새로운 이미지가 분석 과정에 들어오면 KAZE, RANSAC 알고리즘에 의해 생성된 마스터 이미지와 맵핑되고 그 과정에서 T 매트릭스로 변환된다. T 매트릭스는 아래의 식(3)을 이용하여 마스터 이미지에서 새로운 영상으로 key-point 위치를 맵핑하게 된다.

[0060] 식 (3):

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] * T$$

[0061]

[0062] 여기서 [u, v]는 새 영상의 새로운 키 포인트 좌표, [x, y]는 "마스터" 영상의 키 포인트의 원래 좌표다. Key point 알고리즘의 성능은 수동으로 라벨링을 진행한 후 알고리즘의 해당 예측 위치와 비교한 30개의 영상을 사용하여 평가되었다(표 2, 도 6). 평가를 위해 사용된 성능 기준은 결정 계수(coefficient of determination), R^2 , root meat square error(RMSE)를 사용하였다.

[0063] 본 실시예에서 사용된 key-point 검출 알고리즘의 결과는 높은 결과를 보였지만($R^2=0.9$, RMSE = 104 pixel, 157 mm) 여전히 상당한 오류가 있었다. 이러한 오류의 원인은 라벨링 중 사람에 의해 범해지는 인적 오류와 이미지 변환 중 일치하지 않는 영역의 조합에 의해 발생하는 것으로 판단된다. 따라서 이러한 오류의 개선은 추출된 특징의 품질을 향상시켜 결과적으로 도체 정육량 예측 모델의 성능을 향상시킬 수 있다고 판단된다.

표 2

	Mean	Median	Standard dev
R^2	0.8961	0.9072	0.0733
RMSE (pixels)	123.96	133.33	45.31
RMSE (mm)	187.14	201.28	67.93

(4.3) 특징 추출

본 실시예의 특징 추출 과정을 통해 추출되는 특징은 예측 모델에서 사용되는 변수를 의미하며 도체 마스크 이미지와 사전에 정의된 key point들을 이용하여 추출되었다.

최종적으로 추출된 특징들은 RP, A, B, C, D, E라는 총 6개의 임의로 정의된 주요 범주로 분류되었다. 추출된 특징에 대한 세부 서술은 표 3와 같다.

표 3

Features			Number	Remarks
Based on region properties of mask, centroid and outline	RP features	Area	1	Area of carcass mask
		Bounding box	2	Bounding box dimensions
		Perimeter	1	Perimeter of mask
		Major and minor axes	2	Major and minor axes of carcass mask
		Extent	1	Ratio of mask area to bounding box
		Orientation	1	Banking angle of carcass
	A features		4	Distance from centroid to point of intersection between outline and lines connecting centroid to bounding box vertices
	Based on 16 cross-sections, centroid and outline	B features		16
C features		32	Distance from centroid to point of intersection between outline and each of the 16 section line	
D features		1024	Inter-point distance between points of intersection between outline and 32 sections	
Based on key points	E features		256	Inter-point distances between 16 detected key points
TOTAL			1340	

RP 특징은 마스크 된 도체의 면적, 경계 상자의 크기, 둘레, 장축 및 단축, 범위 및 방향에 대한 정보가 속하며 마스크 영역의 속성에서 추출되었다. RP 는 총 8개의 특징으로 구성되었다.

특징 A는 마스크 중심에서 도체 윤곽선과 중심에서 경계 상자의 정점까지 이어지는 선 사이의 교차점까지의 거리로 정의되었으며, 최종적으로 특징 A는 총 4개의 특징들로 분류되었다.

B 특징 추출을 위해 도체를 둘러싸고 있는 경계 상자를 총 16개의 동일한 segment 로 세분화하였다. 도체 윤곽선의 경계 내에 모든 segment의 가장자리에 있는 선의 길이는 B 특징으로 간주하였다. 따라서 총 16개의 특징 B가 추출되었다.

특징 C는 중심점과 특징 B 사이의 거리로 총 32개의 C 특징이 추출되었다.

특징 D를 추출하기 위해 도체 외곽선과 C특징을 통해 총 32개의 점을 획득하였다. 획득한 점들의 조합 사이의 거리를 특징 D로 정의하였다. 특징 D는 총 $32^2(1024)$ 개수가 추출되었다. 그러나 특징 D의 경우 중복되는 특징이 반복적으로 발생하였고, 이후 모델 개선 과정에서 feature cleaning을 통해 제거되었다.

특징 E는 위에서 설명된 특징 추출 알고리즘을 이용하여 획득한 16개의 key point에서 도출되었다. 추출된 16개

의 점들의 조합 사이의 거리를 특징 E로 정의되었다. 그 결과 특징 E는 총 16^2 (256)개의 특징이 추출되었다. 특징 E 또한 일부 요소가 서로 간에 중복되는 경향을 보였다.

[0075] 최종적으로 이미지 1번(도체 안쪽 부분)에서는 모든 특징을 추출해 1340개의 특징을, 이미지 2번(도체 등쪽 부분)에서는 RP, A, B, C 특징을 추출해 총 60개의 특징을 생성했다. 각 이미지에서 추출된 특징은 도 8 및 도 9에서 확인할 수 있다. 두 이미지에서 추출된 특징은 총 1400개로 추출된 특징은 초기 모델 개발에 사용되었다(표 3, 표 4).

표 4

Image number	Number of features
Image 1, central camera (0°), from carcass medial section	1340
Image 9, central camera (90°), from carcass dorsal section	60
Total features	1400

[0077] 추가적으로 이미지에서 추출하지 않은 외부 변수 3가지를 더하여 모델의 성능 향상을 테스트하였다. 기존의 상용화된 VIA 시스템 중 일부도 외부 변수를 모델에 통합하는데, 본 연구에서 또한 외부 변수를 포함시킴으로 기존의 VIA 시스템과의 비교가 수월하도록 도움을 준다. 모델 개발 시 추가한 외부 변수는 온도체 중량(HCW, unit: Kg), 도축된 소의 연령(개월), 성별로 설정하였다.

[0078] (5) 모델 개발

[0079] 일반적으로 다변량 통계 분석은 사람이 찾을 수 없는 대규모 데이터에서 패턴을 찾는데 유용하게 사용된다. 이 기술은 최근에 패턴 인식, 데이터 탐색 및 분류 문제 등에서 많이 응용되고 있다. 본 실시예에서는 이미지 처리를 통해 추출한 특징에서 패턴을 찾기 위해 다변량 데이터 분석을 활용하였으며, 도체 수율 매개 변수를 추정하는 모델을 개발하고자 하였다. 모델링 과정의 최종 목표는 최소한의 특징을 이용하여 우수한 성능으로 소 도체의 정육율을 예측하는 간단한 회귀 모델을 개발하는 것이다.

[0080] (5.1) 모든 특징을 이용한 초기 모델 개발

[0081] 초기 모델의 경우 두 방향의 이미지에서 추출한 1400개의 모든 특징을 이용하여 모델을 구축하였다. 그러나 초기 모델의 경우 샘플 수와 비교한 많은 특징들 때문에 모델링 과정에서 단순 회귀 알고리즘 대신 Gaussian process regression(GPR)을 이용하였다. GPR 모델은 가우스 분포가 일관적인 랜덤 변수 집합을 근사치로 반응시키는 비모수 커널 기반 확률론적 모델이다. GPR 회귀 분석 모델은 도체 수율 매개변수 예측에서 성능을 정량화하기 위해 평가되었다.

[0082] (5.2) 특징 선택

[0083] 초기 모델에서는 이미지 데이터에서 추출한 특징의 수가 많기 때문에 예측 변수 행렬에 노이즈 또는 불필요하거나 중복된 특징이 포함될 가능성이 있다. 본 실시예에서는 이러한 노이즈 효과를 줄이고 key point와 연관된 특징을 찾기 위해 모든 항목의 파라미터에 대해서 feature selection cleaning(FSC)과 sequential feature selection(SFS) 알고리즘을 적용하였다. FSC 알고리즘의 경우 상수 및 상관 관계에 있는 특성들을 제거하는 역할을 한다. 반면 SFS 알고리즘은 반응과 가장 상관도가 높은 선형 조합을 찾는 역할을 한다. 본 연구에서는 FCS와 SFS 두가지 알고리즘 모두가 구현되었다. 그 결과 최종 모델 개발을 위한 몇 가지 특성들이 검출되었다.

[0084] (5.3) 최종 모델

[0085] 특징 선택 후 선택된 특징에 대한 최종 회귀 모델이 개발되었다. 최종 모델에서는 모델 개발 시 GPR 방식과 MLR 방식 모두를 테스트할 수 있었다. MLR은 multiple ordinary least squares regression이라고도 알려져 있는데, 이 분석법은 일반적으로 고차원 데이터와 높은 상관도가 있는 데이터에서는 예측에 실패한다. 그러나 최종 모델은 특징 선택에 의해 사용된 특징들의 수가 초기 모델에 비해 줄었기 때문에 최종 모델 개발 시 MLR 분석을 적용할 수 있었다.

[0086] 최종 모델 개발과정에서 총 데이터의 70%는 calibration과 교차 검증을 위해 사용되었으며, 30%의 남은 샘플은 최종 모델을 테스트하기 위하여 사용되었다.

[0087] 또한 데이터 셋에서 일부 도체는 오류가 있거나 제대로 감지되지 않아 이상치로 분류되었으며, 신뢰할 수 있는 모델 생성을 위해 모델 구축 과정에서 제외되었다. 이때 이상치는 robust multivariate dispersion algorithm

에 의해 식별되었다.

<실험예>

(1) 모델 평가

본 연구에서 개발된 모델을 테스트하는 과정에서 좌, 우 도체 그리고 온도체, 냉도체 상태의 도체 중 어떤 상태의 도체가 가장 우수한 예측모델을 생성하는지 확인하였다. 또한 초기 모델 개발 시 이미지 1번에서 추출된 특징 1340개를 이용하여 개발된 모델과 두 가지 이미지(1번, 2번 이미지) 두개에서 추출한 1400개 특징을 이용하여 개발한 모델의 성능을 평가하였다. 더욱이 새로운 모델 개발 시 3가지 외부요인(연령, 성별, 무게)를 포함하였으며, 획득한 결과를 이전 모델과 비교하였다.

개별 모델의 성능을 테스트하기 위해 calibration set과 validation set에 대해서 RMSE와 결정 계수(R^2)를 포함한 적합도 기준을 채택하였다. RMSE 및 R^2 값은 방정식(4)와 방정식(5)에 의해 파생되었다.

식 (4):

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{r^2}{n}}$$

여기서 'r'은 reference data에서 예측된 값을 뺀 잔차이며, 'n'은 샘플 수를 의미한다.

식 (5):

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2}$$

y 와 $\hat{y}$ 각각 reference 값과 예측된 값을 의미한다.

데이터 수집에서부터 최종 수율 예측 모델 구축까지의 전체 과정에 대한 요약은 도 10과 같다.

<실험 결과>

(1) 샘플 데이터

성능 검증을 위해 총 140 두의 소도체가 사용되었으며, 38 두의 거세우, 40 두의 수컷, 62 두의 암컷으로 데이터 셋이 구축되었다. 온도체의 무게 범위는 239-598 kg 범위로 측정되었으며, 연령은 15-207개월, 계산된 LMP의 범위는 48-82%로 실험에 사용된 소도체는 한국의 각 지역에서 선별되었다. 도체에 대한 세부 정보는 표 5와 도 11에 요약되어 있다. 도 11의 히스토그램 플롯에 따르면 연령을 제외한 온도체 및 LMP에 대한 정규 분포를 확인할 수 있다. FAO(1991)에 따르면 일반적인 소의 도축 연령은 80개월 미만으로 알려졌다.

표 5

Sex	Number	HCW (Kg)			Age (months)			LMP (%)		
		Min - Max	Mean	SD	Min - Max	Mean	SD	Min - Max	Mean	SD
Castrated	38	299.5 - 597.9	455.40	74.11	21 - 35	30.29	2.97	49.20 - 71.43	58.62	4.401
Male	40	257.0 - 560.2	424.01	76.17	15 - 77	28.07	10.04	60.17 - 81.64	69.51	4.262
Female	62	238.8 - 523.1	376.97	33.55	20 - 207	64.51	33.55	47.89 - 70.45	60.05	4.567
Total	140	238.8 - 597.9	411.67	77.44	15 - 207	44.80	28.99	47.89 - 81.64	62.37	6.361

[0103] (2) 모델 정확도와 모델 비교

[0104] 대부분의 분석에서 LMP수율 매개 변수를 사용하여 최고 성능의 도체 상태(온도체, 냉도체)와 방향(내장 쪽 이미지, 등쪽 이미지), 모델 개발에 필요한 이미지 수 및 외부 파라미터를 포함하여 정량화 하였다. 최종적인 비교는 추출된 모든 특징(1400개)을 이용해 구축한 모델과 선택된 특징들을 통해 구축된 모델의 비교로 이루어졌다.

[0105] (2.1) 온도체 vs 냉도체

[0106] 예측모델 결과는 냉각된 도체의 이미지에서 추출한 특징이 온도체보다 약간의 높은 LMP 예측 정확도를 보였다 (표 7, 8). 하지만 이러한 차이는 통계적으로 유의적인 차이는 아니기에 두 모델 모두가 정육물 추정에 사용될 수 있다. 그러나 실제 도축장에 시스템 적용 시 온도체를 분석하여 즉각적인 도체의 품질을 획득하는 것이 적합하다. 따라서 본 실험예에서는 분석을 위해 온도체 데이터에 집중하여 분석하기로 결정하였다.

[0107] (2.2) 좌도체 vs 우도체

[0108] 표 6은 온도체 상태의 좌 도체와 우 도체를 이용하여 구축한 LMP 예측 모델의 결과를 비교한 표이다. 이 비교 표에서는 좌, 우 도체의 두 모델 간 유의적 차이가 없는 것으로 나타났다. 하지만 본 실험예에서는 우 도체 이미지를 활용하기로 결정하였다. 일반적으로 한국에서는 좌 도체에 꼬리를 부착하여 이분할을 진행하는데, 이미지 처리시 특징 추출과정에서 모델이 복잡해질 가능성이 있기 때문이다. 추후에 진행된 분석은 온도체 상태의 우 도체에 대하여 진행되었다.

표 6

	Left side				Right side			
	$R^2_{cal.}$	RMSEC (%)	$R^2_{pred.}$	RMSEP (%)	$R^2_{cal.}$	RMSEC (%)	$R^2_{pred.}$	RMSEP (%)
Select. feat.	0.92	1.84	0.88	2.03	0.92	1.67	0.89	1.99
Select. feat + Ext.	0.90	2.00	0.88	2.13	0.91	1.83	0.91	1.99
All feat	0.94	1.39	0.84	2.12	0.89	2.45	0.84	2.95
Average	0.92	1.74	0.87	2.09	0.91	1.98	0.88	2.31

[0110] (2.3) 단일 이미지 vs 2개 이미지

[0111] 표 7은 단일 이미지와 두 이미지를 사용하여 개발된 LMP 예측 모델의 성능을 비교한 표이다. 두 이미지를 분석하여 개발한 모델이 한 장의 이미지를 기반으로 한 모델보다 나은 성능을 보였으며, R^2 값은 평균 10%이상, RMSE는 약 40%의 차이가 있음을 확인할 수 있었다. 이는 두개의 이미지 기반 모델이 도체의 LMP측정에 대한 정확한 정보를 주는 특징을 가지고 있기 때문으로 판단된다. 두 장의 이미지를 사용한 모델에서 더 우수한 예측도를 보였기에 추가적인 분석 시 2장의 이미지를 토대로 모델을 구축하였다.

표 7

	2 images					1 image			
	$R^2_{cal.}$	RMSEC (%)	$R^2_{pred.}$	RMSEP (%)		$R^2_{cal.}$	RMSEC (%)	$R^2_{pred.}$	RMSEP (%)
LEFT COLD	0.87	2.24	0.85	2.32		0.83	2.97	0.77	3.43
RIGHT WARM	0.91	1.83	0.91	1.99		0.79	3.08	0.65	4.02
RIGHT COLD	0.91	1.91	0.88	2.15		0.79	3.01	0.63	4.58
LEFT WARM	0.90	2.00	0.88	2.13		0.87	2.49	0.60	4.30
AVERAGE	0.90	2.00	0.88	2.15		0.82	2.89	0.66	4.08

[0113] (2.4) 외부 변수 추가의 영향

[0114] 표 8과 도 14의 결과는 거의 무시할만한 수준의 성능 증가이지만, 세가지 외부 변수를 포함시켰을 때 모델의 성능이 향상되었음을 보여준다. 모델 성능의 미약한 증가는 이미 추출된 기능이 외부 매개 변수와 관련이 있기 때문일 수 있다. 결과적으로 모델을 간소화하기 위해 세가지 외부 요인을 모델에 포함하지 않기로 결정하였다. 예측모델에 있어 각각의 외부 요인이 모델에 미치는 영향을 파악하였으며, 도체의 성별이 다른 연령과 체중보다 중요한 특징이라는 것을 확인할 수 있었다. 실제로 도 12에서 볼 수 있듯이 성별 특성(#3)은 B10-90의 가중치와 유사할 정도로 높았다. 하지만 선택된 특징들의 기능은 다른 특징들과 중복되는 특성을 보였기 때문에 모델에

미치는 영향은 매우 미미했다.

표 8

	Selected Features				Selected + External Features			
	$R^2_{cal.}$	RMSEC	$R^2_{pred.}$	RMSEP	$R^2_{cal.}$	RMSEC	$R^2_{pred.}$	RMSEP
LEFT COLD	0.87	2.32	0.83	2.59	0.87	2.24	0.85	2.32
RIGHT WARM	0.92	1.67	0.89	1.99	0.91	1.83	0.91	1.99
RIGHT COLD	0.89	2.06	0.89	1.94	0.91	1.91	0.88	2.15
LEFT WARM	0.92	1.84	0.88	2.03	0.90	2.00	0.88	2.13
Average	0.90	1.97	0.87	2.14	0.90	2.00	0.88	2.15

(2.5) 모든 특징 vs 선택된 특징

표 9는 온도체 우도체에서 추출된 모든 특성을 이용해 구축한 모델과 선택된 특성을 이용해 구축한 모델을 비교한 표이다. 표에서도 확인할 수 있듯, 모든 특징을 사용한 GPR 기반 모델보다 특징을 선택하여 구축한 MLR 모델의 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다. 전체 특징에 대한 GPR 모델은 calibration에서 우수한 결과를 보였지만 실제 예측 결과는 좋지 못하였다. 특히 calibration과 validation의 정확도는 상당한 차이를 보였으며, 온도체 R^2 는 약 7%, RMSE는 약 8.5%가량 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 반면 선택된 특징과 간단한 MLR 모델로 구축된 모델에서는 calibration set과 validation set의 성능 차이가 크지 않았다(온도체에 대해 R^2 는 약 2% 감소하였으며, RMSE는 약 1.6% 감소하는 결과를 보였다). LMP 예측을 위해 선택된 23개 특징 기반의 MLR 모델은 모든 특징을 사용한 모델과 비교해 5%의 R^2 가 증가하였으며, RMSE에서도 약 30%가량의 개선을 보였다. 이러한 성능 차이는 도 14의 회귀 플롯에서도 명확하게 확인할 수 있다. 또한 잔차 플롯에서 모든 특징을 사용한 모델의 잔차와 실제 LMP 값 사이에 여전한 상관관계가 있음이 관찰되었지만, 특징을 선택한 모델에서는 이러한 상관성을 볼 수 없었다.

또한 LMP의 결과와 마찬가지로 전체 및 부분육 무게 예측 항목에 대해서도 유사한 경향을 볼 수 있었다. 예측 정확도는 모든 특징을 사용할 때보다 선택한 특징을 토대로 구축한 모델에서 RMSE 값이 명확하게 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 다른 예측 항목에 대해 달성한 RMSEP값의 감소는 다음과 같다. HCW(from 29.10 kg to 23.43 kg, 8개 변수 사용), 안심_tenderloin (from 0.89 to 0.77 kg, 23개 변수); 등심_sirloin (from 4.96 to 3.10 kg, 25개 변수); 채끝_striploin (from 1.32 to 1.31 kg, 28개 변수); 목심_chuck-roll (from 3.42 to 3.04 kg, 19개 변수); 앞다리_fore shank (from 2.79 to 2.24 kg, 18개 변수); 우둔_top round (from 2.43 to 1.53 kg, 19개 변수); 설도_bottom round (from 3.44 to 2.61 kg, 21개 변수); 양지_brisket (from 9.18 to 6.07 kg, 23개 변수); 사태_hind shank (from 1.68 to 1.25 kg, 22개 변수); 갈비_ribs (from 5.23 to 4.97 kg, 22개 변수). 이러한 개선 사항은 표 9를 통해 확인할 수 있다. 선택한 특징을 사용하여 얻은 회귀 산점도는 도 15를 통해 확인할 수 있다.

데이터(이미지)의 특성 상 특징 추출 시 노이즈 및 관련된 문제점에 대한 추출이 진행될 수 있으며, 이러한 노이즈는 모델 구축 중에 특징 중복 또는 공선성을 유발할 수 있다. 공선성 또는 노이즈가 많은 데이터셋을 통해 진행되는 모델 구축은 수렴을 찾기 어렵다. 이러한 요인들은 모델의 불필요한 복잡성을 부여하고, 결과적으로 모델이 과적합(over-fitting) 되게 만든다. 이는 calibration set 결과가 왜 항상 validation set보다 높은 정확도를 보이는지 설명한다. 결론적으로 SFS를 통해 변수의 수를 줄이면, 불필요한 특징과 노이즈가 제거되어 모델은 더욱 단순해지고 좋은 성능을 보이게 된다.

표 9

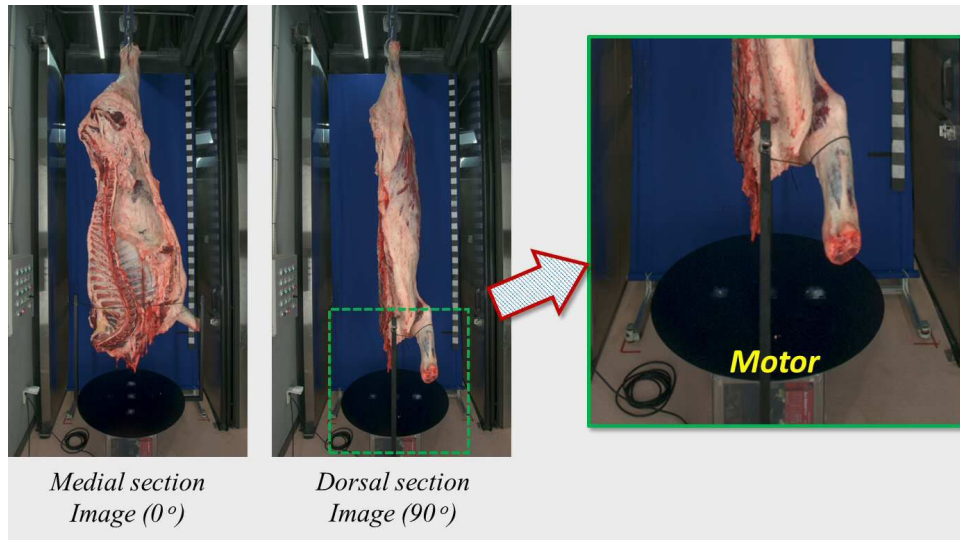
	All variables (1400, GPR)				Selected variables (SFS, MLR)				
	R^2_c	RMSEC*	R^2_p	RMSEP*	R^2_c	RMSEC*	R^2_p	RMSEP*	Select
LMP (%)	0.89	2.45	0.84	2.95	0.92	1.67	0.89	1.99	23
HCW (kg)	0.97	15.75 (3.8%)	0.91	29.10 (7.1%)	0.94	24.03 (5.8%)	0.92	23.43 (5.6%)	8
Tenderloin wt. (kg)	0.90	0.60 (6.5%)	0.83	0.89 (9.6%)	0.91	0.51 (5.5%)	0.87	0.77 (8.4%)	23
Sirloin wt. (kg)	0.83	3.65 (9.2%)	0.80	4.96 (12.5%)	0.91	3.17 (8.0%)	0.88	3.10 (7.8%)	25

Striploin wt. (kg)	0.92	0.80 (6.6%)	0.82	1.32 (11.0%)	0.91	1.09 (9.1%)	0.86	1.31 (10.9%)	28
Chuck-roll wt. (kg)	0.89	2.78 (12.1%)	0.86	3.42 (14.9%)	0.90	3.16 (13.7%)	0.86	3.04 (13.2%)	19
Fore shank wt. (kg)	0.90	2.04 (6.3%)	0.85	2.79 (8.6%)	0.93	2.10 (6.5%)	0.88	2.24 (6.9%)	18
Top round wt. (kg)	0.88	1.69 (6.1%)	0.83	2.43 (8.7%)	0.92	1.60 (5.7%)	0.92	1.53 (5.5%)	20
Bot. round wt. (kg)	0.90	2.41 (5.5%)	0.85	3.44 (7.8%)	0.93	2.48 (5.6%)	0.91	2.61 (5.9%)	21
Brisket wt. (kg)	0.92	6.94 (8.0%)	0.88	9.18 (10.6%)	0.95	5.54 (6.4%)	0.93	6.07 (7.0%)	23
Hind shank wt. (kg)	0.91	1.10 (5.8%)	0.83	1.68 (8.8%)	0.92	1.14 (6.0%)	0.90	1.25 (6.6%)	22
Ribs wt. (kg)	0.89	4.17 (7.1%)	0.83	5.23 (9.1%)	0.89	4.92 (8.5%)	0.86	4.97 (8.6%)	22

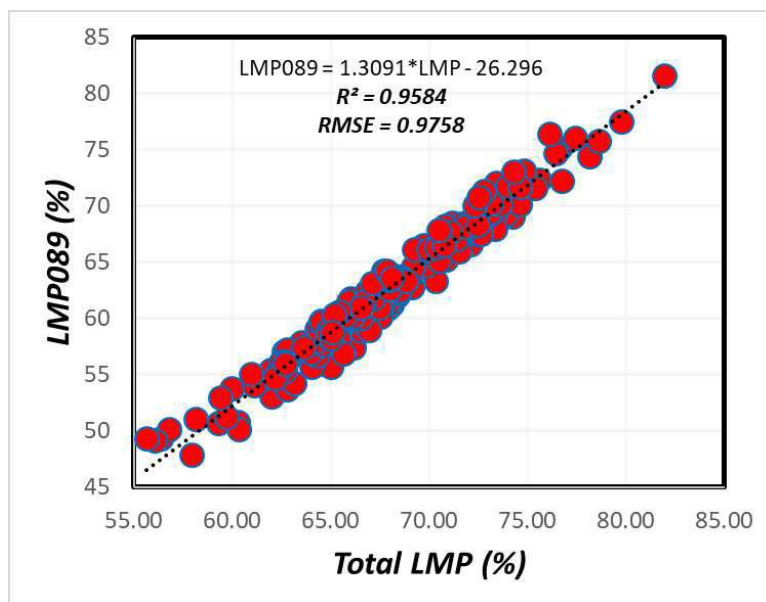
- [0121] LMP, HCW 및 10개의 주요 대 분할 부위의 무게에 대한 예측 결과는 30개 미만의 특징을 사용하여 값을 추정할 수 있음을 보여준다(표 9, 도 14, 15). 예측 매개 변수에 대해 추출된 특성은 다양했지만, B, D, E 특성이 우세 하였으며, 선택된 특성의 약 80%를 구성하였다. 이것의 의미는 특징 A와 특징 RP의 특징 추출 전략을 수정해야 함을 반증한다. 또한 추출된 특징의 60% 이상은 이미지 1번에서 추출되었다. 이는 특징의 대부분을 이미지 1에서 추출하였고, 이미지 2번에서 추출한 특징 수보다 20배 가량 많았기 때문이다. 온도체 상태의 온도체 이미지 1에서 선택한 특징의 그림은 도 13과 같다.
- [0122] 또한 모델에 대한 테스트를 반복하는 동안 선택한 특성이 약간씩 변형되는 것을 확인하였다. 이는 서로 쉽게 바뀌질 수 있는 수많은 상관 변수가 있기 때문일 수 있다. 따라서 이 실험예에서 확인한 예측정확도보다 더 높은 수치의 성능을 달성하기 위해서는 특징 추출에 대한 추가적인 연구가 필요하다. 대분할 육의 무게에 대한 모델 예측 성능은 3D기반 BCC-3에서 달성한 성능(Jakob et al., 2019)과 비슷한 것을 확인할 수 있었다.
- [0123] 본 실험예는 다변량 통계와 이미지 분석을 결합하여, 컬러 이미지를 통해 소 도체의 정육량 예측을 진행할 수 있음을 입증하였다. 이미지 분석 및 MLR을 통해 선택된 특성을 통해 구축된 모델의 성능은 모든 파라미터에 대해 R^2 가 0.86보다 큰 것을 확인할 수 있었다. 특히, LMP에 대한 예측 성능은 $R^2=0.89$ 와 $RMSE = 1.99\%$ 로 높은 예측 정확도를 보였다. 이 성능은 VBS2000, VIAScan 등과 같은 대부분의 VIA 시스템과 비교하였을 때도 상대적으로 좋은 성능을 보였다. 따라서 이 시스템은 도축 라인에 있어 실시간 도체 평가를 위한 획기적인 전환점이 될 것이라 판단된다.
- [0124] 본 실험예에서 예측변수에 추가적인 외부 특성을 추가하는 경우 정육물 예측 모델의 성능이 향상된다는 것을 확인할 수 있었다. 추가적으로, 이미지 분석 시 하나의 이미지만 이용하여 예측모델을 개발할 수 있지만, 도체를 다른 방향에서 촬영한 이미지를 하나 이상 사용하는 것이 모델 정확도를 높이는데 도움이 된다 사료된다. 또한 특징 추출에 대한 추가 연구가 진행된다면 훨씬 더 나은 모델의 성능을 보일 수 있는 가능성이 있음을 발견하였다.
- [0125] 전술한 각 실시예에서 예시된 특징, 구조, 효과 등은 실시예들이 속하는 분야의 통상의 지식을 가지는 자에 의하여 다른 실시예들에 대해서도 조합 또는 변형되어 실시 가능하다. 따라서 이러한 조합과 변형에 관계된 내용들은 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

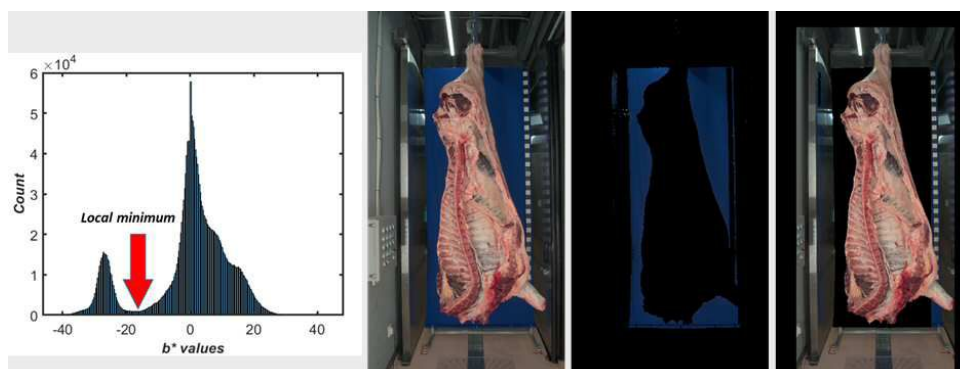
도면1



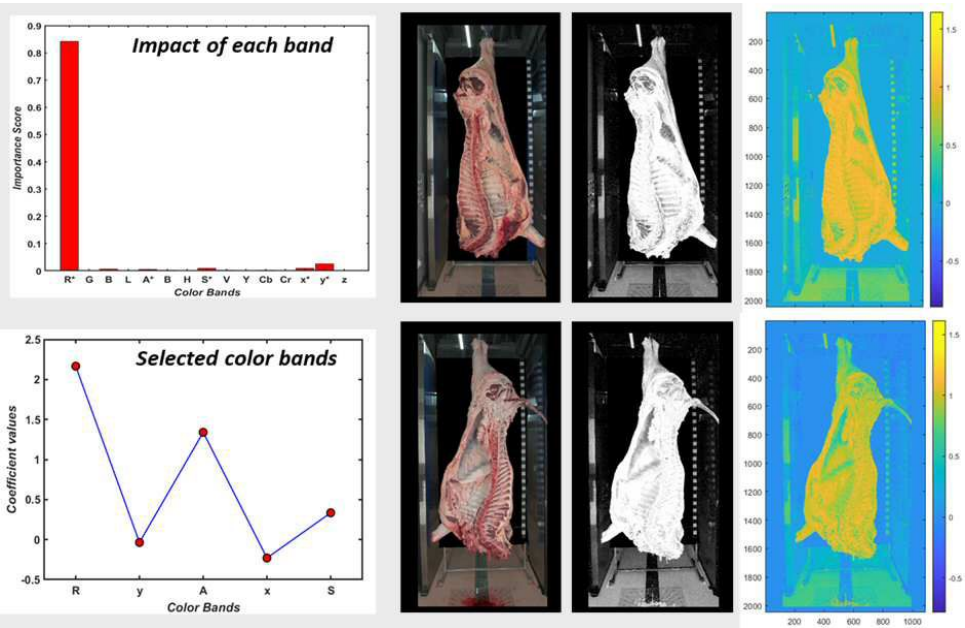
도면2



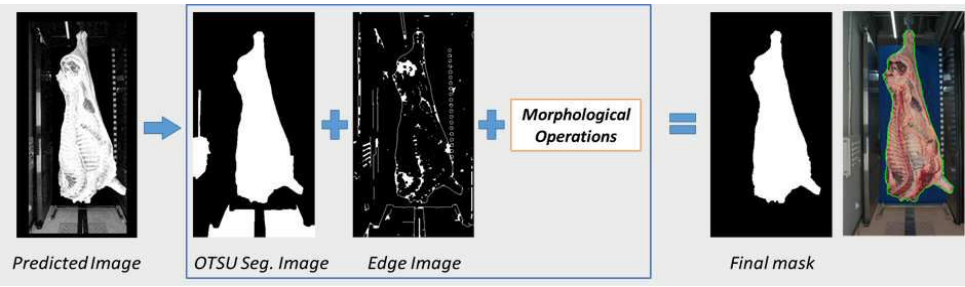
도면3



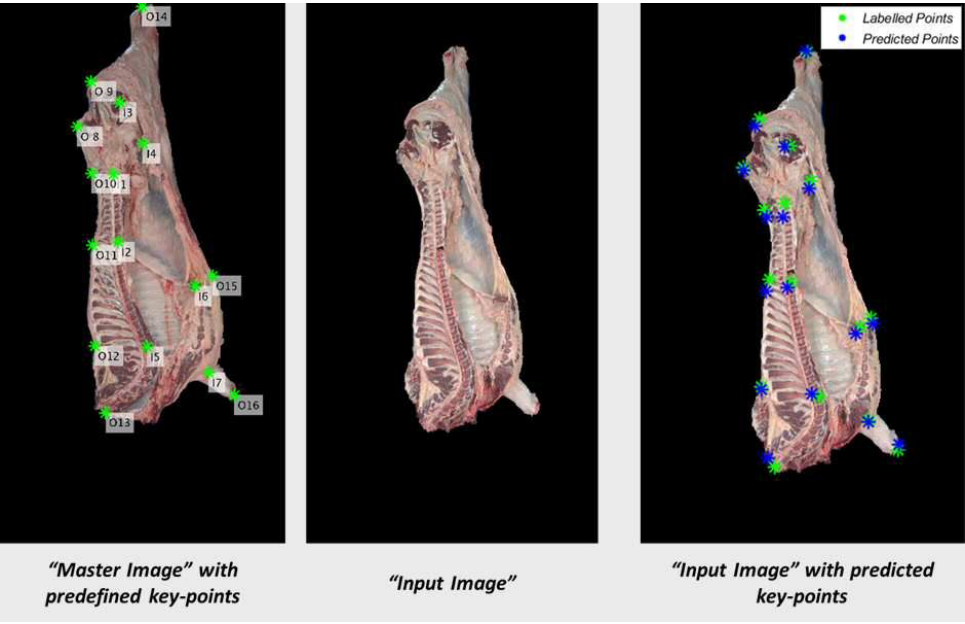
도면4



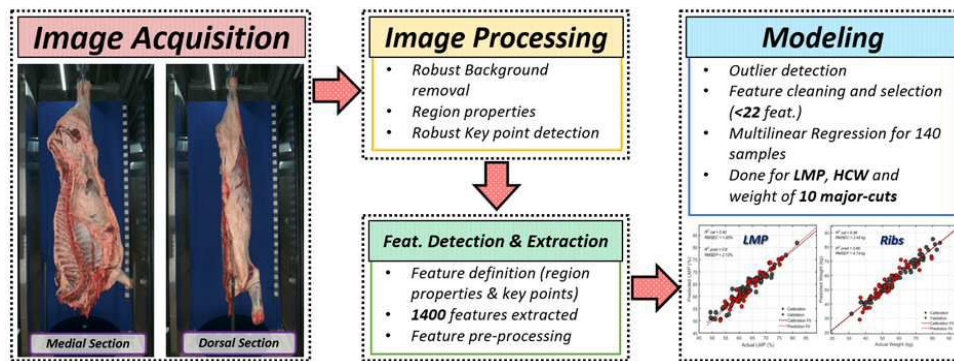
도면5



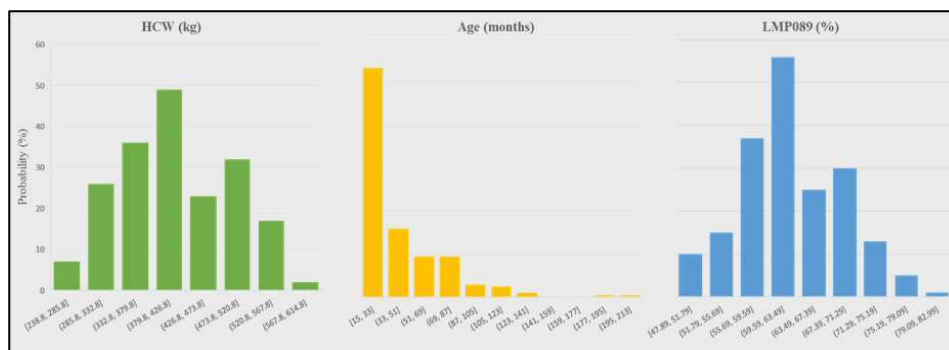
도면6



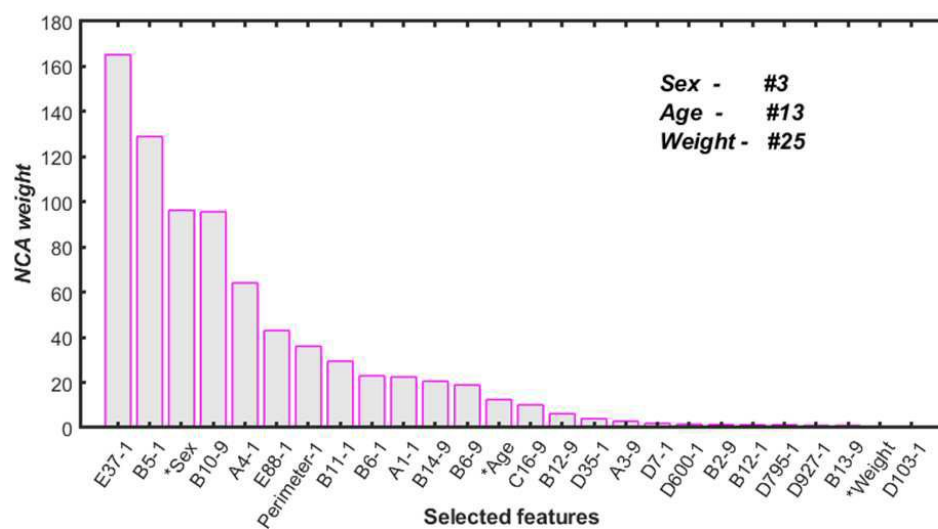
도면10



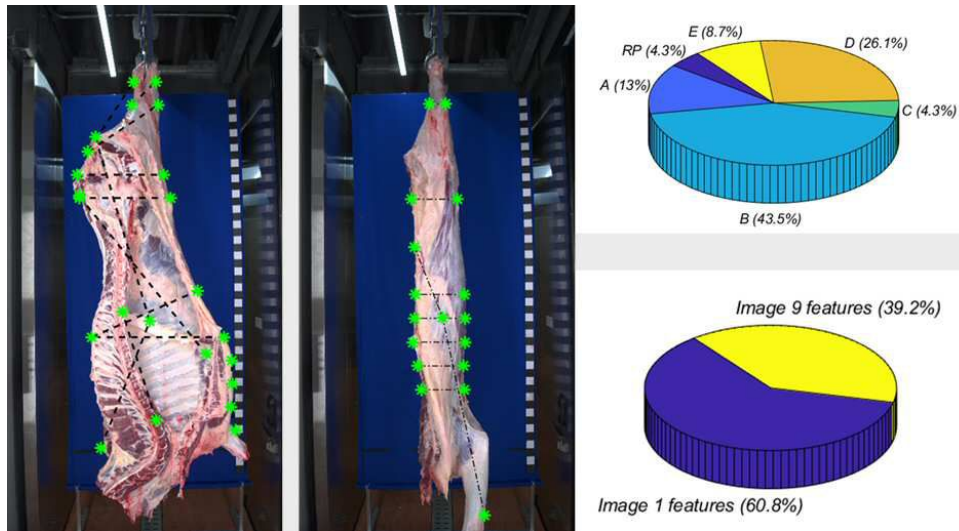
도면11



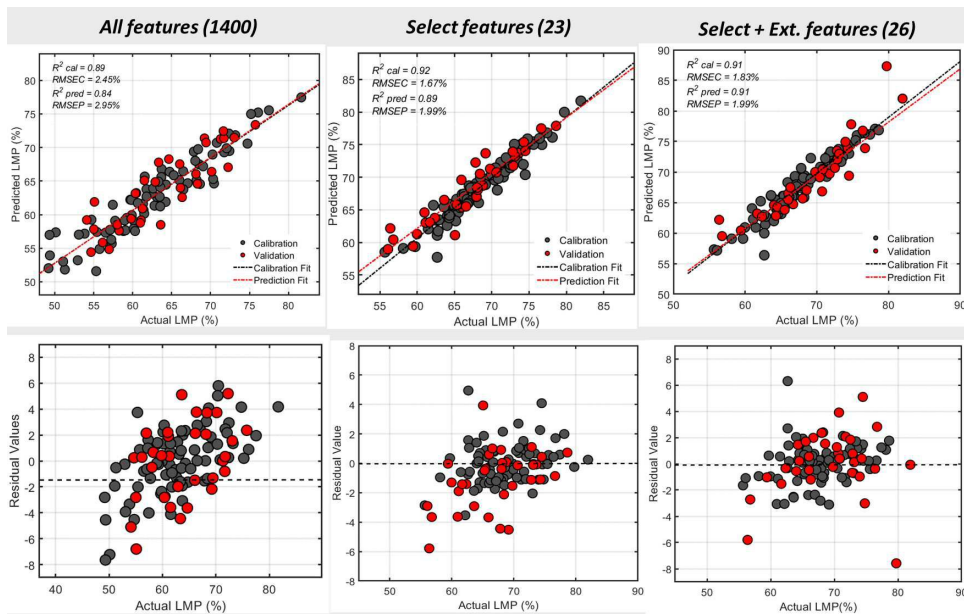
도면12



도면13



도면14



도면15

