

동결생선의 외형과 부피 예측 모델링 및 정중량 절단

Shape, Volume Prediction Modeling and Identical Weights Cutting for Frozen Fishes

현수환* · 이성춘** · 김경환** · 서기성*

Soohwan Hyun, Sungchoon Lee, Kyunghwan Kim, Kisung Seo[†]

*서경대학교 전자공학과

** (주) NT리서치

요 약

본 논문은 단체 급식용 동결 생선을 일정한 중량으로 절단하기 위하여, 생선의 외형 및 부피 예측 모델링 기법을 제안하고, 실제 생선에 대한 절단 실험을 수행한다. 단체 급식용 동결 생선은 동결 하는 시점에서 발생한 생선의 휘어짐과, 머리를 절단하고 내장을 제거할 때에 발생하는 중공이 존재한다. 이외에도 동결의 영향으로 나타나는 표면의 반짝임이나 수분 량에 따른 무게의 차이로 인해 측정 및 추정 어려움이 크다. 따라서 동결 생선의 외형과 부피를 정확히 추정하기 위해서는 상기의 특성과 문제점들을 반영한 복합적인 추정 알고리즘이 필요하다. 이를 위해, 중공 예측, 신경망을 이용한 꼬리부분 패턴 분류 및 모델링, 그리고 적분 기법 기반의 부피 예측 알고리즘을 각각 제안하고, 삼치, 꽂치, 고등어 3종류의 생선에 대해서 3차원 계측, 부피 예측 및 절단 실험을 수행한다.

키워드 : 생선외형 모델링, 부피 예측, 동결생선 계측, 신경회로망, 정중량 절단

Abstract

This paper suggests a modeling technique for shape and volume prediction of fishes to cut them with identical weights for group meals. The measurement and prediction of frozen fishes for group meals are very difficult because they have a bending deformation occurring at frozen stage and a hollow by eliminating the internals. Besides there exist twinkles problem of surface caused by freeze and variable weights by moisture conditions. Therefore a complex estimation algorithm is necessary to predict the shape and volume prediction of fishes exactly. Hollow prediction, pattern classification and modeling for tails using neural network, integration based volume prediction algorithm are suggested and combined to solve those problems. In order to validate the proposed method, the experiments of 3-dimensional measurement, volume prediction and fish cutting for spanish mackerel, saury, and mackerel are executed. The cutting experiments for real fish are executed.

Key Words : Fish shape modeling, Volume prediction, Frozen fish Measurement, Neural network, Identical weights cutting

1. 서 론

학교, 관공서, 군대 등의 단체 급식을 하는 업체의 경우 균등한 배식을 용이하게 하기 위하여, 생선을 길이 단위가 아닌 일정 중량단위로 절단하여 납품 받기를 원한다. 생선을 일정한 길이 단위로 절단하는 경우 생선의 형상이 균일하지 않기 때문에 각각의 절단된 생선조각은 다양한 중량을 가질 수밖에 없다. 그러나 현장에서는 숙련된 작업자가 직감에 의해 생선을 정중량으로 절단하고 있는 실정이다. 따라서 작업자의 숙련된 정도에 따라 절단 오차가 달라지고, 작업자를 일정 수준 이상으로 숙련하는 데도 많은 시간이

소요된다. 따라서 균일한 절단 성능을 가진 자동화된 시스템의 구현이 필요한 실정이다. 본 연구는 공동연구진에 의해서 개발된 생선 자동 절단 시스템을 사용하여 냉동 생선의 정중량 절단을 위한 S/W 구현에 주 목적을 두고 있다.

생선의 외형 측정에는 빛에 특정한 패턴을 삽입하여 물체에 투영시키고, 이를 캠으로 측정한 다음 재해석하는 방법이 있다[1]. 이 경우는 1차원 정보를 토대로 2차원 형태의 정보로 재구성하기 때문에, 본질적으로 오차가 존재할 수밖에 없으며, 매우 정교한 보정작업을 필요로 한다. 또한, 일반적인 캠 영상에서 생선의 외곽 특징 점을 검출하는 방법이 있는데[2], 이 접근법은 생선의 폭 데이터만 얻을 수 있기 때문에 중량을 예측하기에는 적합하지 않다. 그 외에 CCD 캠을 통해 얻은 영상정보를 처리하여 생선 양식장에서 길러진 생선의 종류와 크기를 분류하는 연구가 수행되었다[3].

신경망(Neural network)은 분류 및 예측에 널리 이용되고 있으며[4-6], 생선의 종류, 외형적 차이의 분류 및 지역

접수일자: 2012년 1월 1일

심사(수정)일자: 2012년 5월 4일

게재확정일자: 2012년 5월 30일

† 교신저자

이 논문의 실험을 위해 서경대학교 권오성, 현병용, 이재민, 장재영 군이 많은 수고를 하였습니다.

분포 예측등에 이를 적용한 기존 연구의 광범위한 조사가 [7]에 잘 정리되어 있다. 특정 3가지 종의 생선을 분류하기 위해서 차이분석(Discriminant Analysis)의 통계기법과 신경망을 이용한 연구[8]와 컴퓨터 비전과 신경망을 결합하여 생선의 외형적 특징을 중심으로 종류를 구분한 연구도[9] 수행되었다.

상기의 연구들은 냉동 상태가 아닌 일반 생선을 대상으로 하였기 때문에 실험 조건이 까다롭지 않았고, 또한 외형의 추정이나 종류의 분류만을 고려하고 있다. 그러나, 본 연구의 대상 생선은 잡히는 즉시 머리와 내장을 제거하여 영하 25℃로 동결된 상태로 공급된다. 따라서 동결되는 과정에서 형상이 변형될 수 있고, 내장을 제거함으로써 생선에 비어있는 중공이 존재한다. 이 중공은 센서를 이용하여도 측정하기 어려운 부분이다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 중공 예측, 신경망을 이용한 꼬리부분 패턴 분류 및 모델링, 그리고 적분 기법 기반의 부피 예측 알고리즘을 각각 제안한다. 특히, 동결생선의 정중량 절단을 다룬 유사 연구가 거의 없었기 때문에, 다른 분야에서 적용된 기법을 참고하여 대부분의 알고리즘을 문제에 적합하게 새로이 고안하거나 변형하여 사용하고 자 한다.

본 논문은 초기 연구를[10] 확장한 것으로, 실제 단체 급식에 납품되는 삼치, 꽂치, 고등어 3가지 종류의 생선에 대해서 제안된 방법을 적용하여 형상계측 및 절단 실험을 수행하고 결과를 분석, 고찰한다.

2. 형상 계측 및 생선 모델링

2.1 형상 계측

생선의 계측은 그림 1과 같은 시스템으로 구성된다. 레이저 스캐너는 생선의 외형과 폭을 정교하게 측정할 수 있으며, 이를 1축의 스테이지에 장착하여 10mm 간격으로 측정한다.

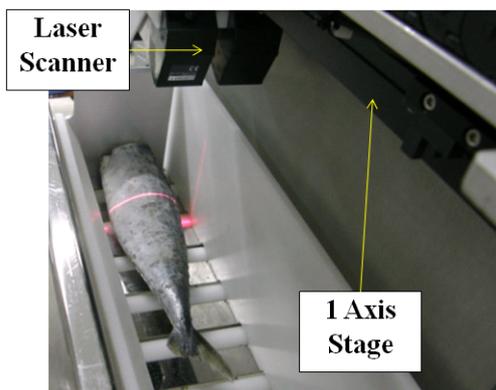


그림 1. 생선형상 계측 시스템
Fig. 1. Measurement system for fish appearance

동결 생선을 트레이에 놓고 계측하면, 아래와 같은 형태로 계측이 된다. 아래의 그림 2는 높이 값을 10mm 간격으로 측정된 예시이고, 실제 실험에서는 정확성의 향상을 위해서, 이 간격을 선형보간에 의해 다시 100개의 구간으로 추가 분할하여 예측한다.

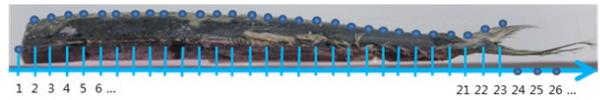


그림 2. 생선 계측 예시
Fig. 2. Example of fish measurement

2.2 중공 예측

생선의 중공은 생선마다 다르게 나타나지만, 일반적으로 머리에서 시작하여 생선길이의 25~30% 지점까지 점차적으로 감소하는 형태를 갖는다(그림 3). 생선의 중공은 현재의 센서로는 측정 불가능한 부분이고, 측정된 생선의 외형 형태와의 연관성이 없다. 그러므로 생선의 종류별로 다수의 생선을 1cm 간격으로 절단하여 직접 측정된 값을 평균 내어 계산하였다.

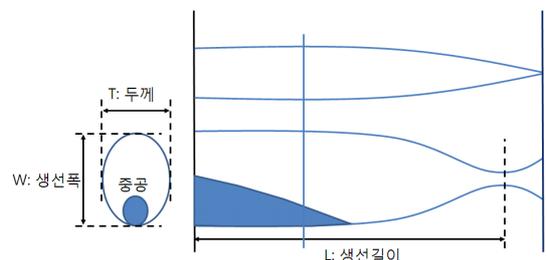


그림 3. 파라미터 및 중공의 형태
Fig. 3. Parameters and form of hollowness

2.3 신경망을 이용한 꼬리 패턴 분류

생선의 폭은 센서로 측정이 가능하나, 생선의 두께는 하단부가 가려져 있기 때문에 센서로 측정하기 어렵다. 또한 생선의 종류에 따라 동결되는 과정에서 꼬리의 형상이 많이 변형이 됨에 따라 그 형태를 모델에 반영할 필요가 있다.



그림 4. 생선 꼬리 부분의 패턴 분류
Fig. 4. Classification of the fish tail

생선하단부의 두께 또한 측정된 생선의 폭으로부터 일정 비율로 계산할 수 있다. 장단축비가 작은 형상을 가진 생선은 생선하단부의 형태에 크게 영향을 받지 않으나 큰 장단축비를 갖는 생선은 변형량을 고려해야 한다. 본 논문에서는 측정되지 않은 생선꼬리의 하단 부분에 대해 신경망을 이용하여 그림 4와 같이 3가지 형태의 패턴으로 분류하였다.

- 1) Type 1: 꼬리쪽 두께에 대한 수정 불필요
- 2) Type 2: 70% 지점까지는 원래의 데이터를 그대로 사용하

고, 이후 데이터에 대해서는 1 cm 당 6%씩 크기가 감소
 3) Type 3: 60% 지점까지는 원래의 데이터를 그대로 사용하
 고, 이후 데이터에 대해서는 1 cm 당 6%씩 크기가 감소

신경망을 통한 생선 분류기는 그림 5와 같다. 먼저, 레이저 센서를 통해 계측된 데이터를 신경망의 입력으로 넣고, 해당 생선의 종류를 출력한다. 표준화를 거친 데이터를 입력으로 사용하여 신경망을 통해 생선의 종류를 구분하게 되며, 구분된 데이터는 이후의 처리과정에서 어떤 패턴으로 분류해낼 것인지에 사용된다.

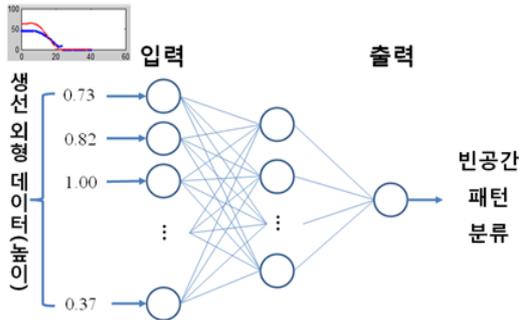


그림 5. 생선 꼬리 패턴 분류를 위한 신경망
 Fig. 5. NN for classifying the pattern of fish tail

2.4 적분 기법을 통한 생선의 부피 예측

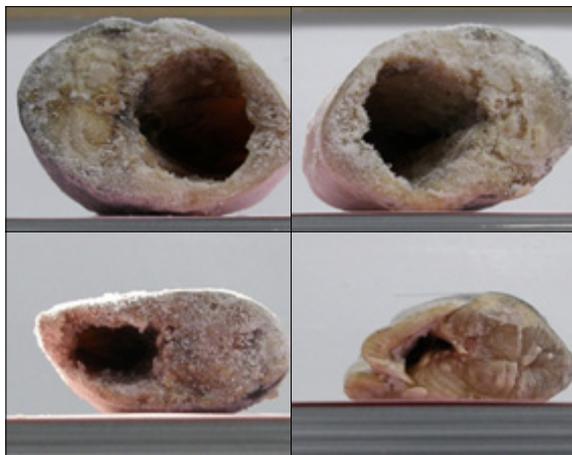


그림 6. 생선의 단면 형태 예시
 Fig. 6. Example of fishes's cross section

2.1~2.2 절에서 설명한 방법을 통해 재구성된 생선의 높이와 폭은 이후 생선의 단면 넓이를 구할 때 사용된다. 생선의 단면 형태는 타원으로 구성된다고 가정하는데, 이는 실제 동결 생선에 대한 사진 데이터를 통해 종합적으로 분석하여 결정하였다(그림 6).

그리고 아래의 수식 (1)을 통해 타원의 단면적을 구한다. 여기서, A는 타원 장축의 길이이며, B는 단축의 길이를 말한다. 그리고 n은 조각의 위치를 의미한다. 수식 (2)를 통해 이를 생선 전체의 길이에 대해 적분하면, 생선의 총 부피를 예측할 수 있다. 그리고 수식 (3)과 같이 여기에 생선의 밀도를 곱하면, 생선의 무게를 계산할 수 있다.

$$f_{area}(n) = A_n \times B_n \times \pi / 4 \tag{1}$$

$$f_{volume} = \int_0^n f_{area}(n) dn \tag{2}$$

$$f_{weight} = f_{volume} \times Density_{fish} \tag{3}$$

2.5 밀도 역추정 기법을 통한 오차 보정

본래의 생선의 밀도는 정해져 있지만, 동결 생선의 경우, 동결된 생선의 온도나 물의 양 등 다양한 가변요소가 존재한다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 현재 절단하고자 하는 생선의 무게를 직접 측정하여, 밀도값을 역으로 도출하는 방법을 사용한다. 형상 계측기를 통해 얻은 생선의 외형 데이터를 사용하여 부피를 계산한 다음, 여기에 저울을 통해 얻은 생선의 무게를 사용하여 밀도 값을 계산한다. 이렇게 계산된 각 지점별 무게를 사용하여 실제 사용자가 요구하는 단위 무게에 도달할 때마다 해당 지점을 절단을 수행해야 할 지점으로 지정한다.

2.6 첫 번째 조각 무게의 피드백을 통한 오차 보상

대부분의 급식용 동결 생선의 경우, 생선의 머리와 내장이 제거된 상태로 제공된다. 이 과정에서 부득이하게 형상이 불규칙해지므로, 첫 번째 조각의 경우 센서로 측정이 잘 되지 않는 특성이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 이전 생선의 첫 번째 조각의 무게를 피드백 하여 오차를 보상하도록 하였다(그림 7).

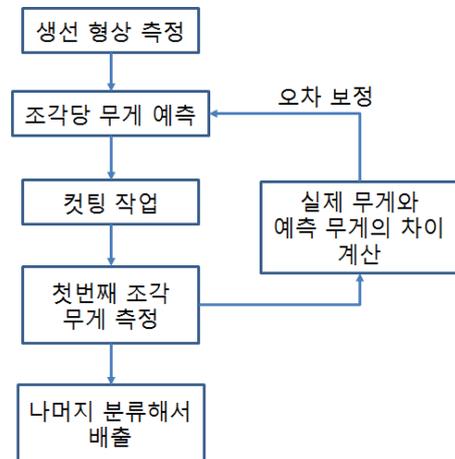


그림 7. 오차 보정 알고리즘
 Fig. 7. Algorithm of error compensation

그리고 보정에 사용된 수식은 다음과 같다.

$$a(t+1) = a(t) + (error(t) \times w) \tag{4}$$

$$w = \frac{error}{desired_{weight}} \tag{5}$$

식 (4)에서 a는 오차 보정값으로서 초기치는 오류가 없음을 가정하므로 0 값을 사용한다. 다음 생선을 측정할 때, 이전 생선에서 발생한 오차(error)와 사용자가 요구한 무게값

(desired_{weight})을 이용해 계산한 식 (5)의 가중치값(w)을 곱하여 a값을 갱신한다.

3. 실험 및 분석

실험은 고등어, 삼치, 꽁치 3종류의 생선에 대해 이루어졌다. 실험에는 각 단위 절단 무게마다 20마리의 생선이 사용되었으며, 표 1-3에 평균 결과를 기록하였다.

표에서 단위절단무게는 사용자가 요구한 무게를 의미하며, 바로 옆의 번호는 생선의 조각의 순서를 말한다. 조각당 무게는 절단 후의 각 조각별 평균 무게를 의미한다. 그리고 입력대비 오차는 사용자가 입력한 단위 절단 무게에 대해서 발생한 오차를 절대값으로 기록한 척도이다.

표 1은 고등어에 대해 50g과 60g 단위로 절단한 결과를 나타낸다. 첫 번째 조각의 무게 오차가 크게 나타나는 것을 확인할 수 있는데, 이는 생선의 머리를 자르는 과정에서 발생하는 불규칙성과 중공의 변화 때문으로 생각한다. 50g 실험에 비해 60g 실험의 평균 오차가 약간 더 적게 나타난 것을 확인할 수 있으며, 평균적으로 약 6.6% 정도의 오차가 발생했음을 알 수 있다.

표 1. 고등어 절단 테스트 결과

Table 1. Cutting test results for spanish mackerel

단위절단무게 50g	1	2	3	평균
조각당무게(g)	50.60	49.85	49.20	49.88
입력대비오차(g)	0.60	-0.15	-0.80	-0.12
입력대비오차비율(%)	9.40	4.90	5.87	6.72
단위절단무게 60g	1	2	3	평균
조각당무게(g)	58.85	59.50	59.20	59.18
입력대비오차(g)	-1.15	-0.5	-0.8	-0.82
입력대비오차비율(%)	9.92	5.50	4.00	6.47

삼치에 대한 실험 결과가 표 2에 나와 있다. 평균적으로 약 6.36% 정도의 오차를 보여 주었으며, 이전 생선들과 마찬가지로 첫 번째 조각의 오차가 크게 나타났다. 전체적으로 오차가 10% 이하의 고른 실험 결과를 보여준다.

표 2. 삼치 절단 테스트 결과

Table 2. Cutting test results for saury

단위절단무게 50g	1	2	3	4	평균
조각당무게(g)	54.4	53.2	50.4	47.38	49.87
입력대비오차(g)	4.4	3.2	0.4	-3.0	-0.13
입력대비오차비율(%)	11.6	6.4	4.4	7.25	7.41
단위절단무게 60g	1	2	3	4	평균
조각당무게(g)	58.60	60.35	59.35	59.55	59.46
입력대비오차(g)	-1.40	0.35	-0.65	-0.45	-0.54
입력대비오차비율(%)	9.00	2.92	3.75	5.61	5.32

꽁치의 경우, 평균적으로 약 100~120g 정도의 무게를 보여주기 때문에, 고등어의 절반 정도의 단위 절단 무게로 실험을 수행하였다.

표 3. 꽁치 절단 테스트 결과

Table 3. Cutting test results for mackerel

단위절단무게 30g	1	2	3	평균
조각당무게(g)	26.60	29.00	30.00	38.59
입력대비오차(g)	-3.40	-1.00	0.00	-1.41
입력대비오차비율(%)	13.33	5.33	4.00	7.53
단위절단무게 40g	1	2		평균
조각당무게(g)	35.60	41.57		38.59
입력대비오차(g)	-4.40	1.57		-1.41
입력대비오차비율(%)	12.00	4.64		8.32

평균 오차가 7.53%(30g)과 8.32%(40g)로 고등어와 삼치 보다는 좀 더 크게 나왔고, 특히, 첫 번째 조각의 오차가 약 12~13% 수준으로 상대적으로 크게 나타나는 것을 알 수 있다(표 3).

전체 생선들에 대해서 2.6절의 오차 보상 알고리즘을 적용한 실험의 비교 결과가 그림 8에 나와 있다. 삼치를 제외하고 전체적으로 오차 보상을 사용하는 경우의 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다.

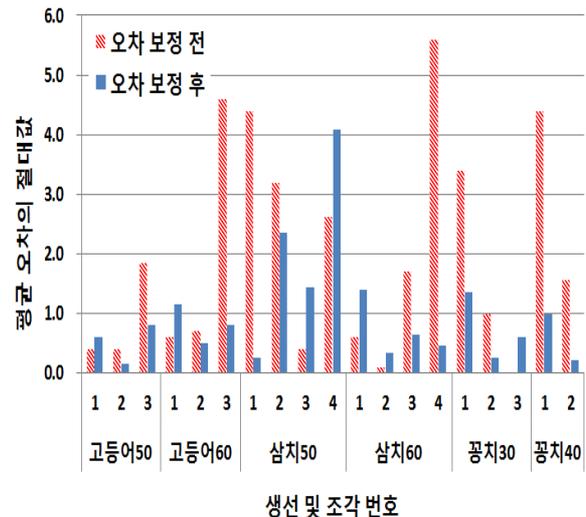


그림 8. 오차 보정 결과

Fig. 8. Results of error compensation

고등어의 경우, 첫 번째 조각 등 일부에서는 오차가 약간 더 크게 나온 것도 있으나 전반적으로 입력대비 평균 오차가 감소한 것을 확인할 수 있다. 꽁치는 모든 조각에 대해서 상당한 수준으로 오차가 감소하였음을 보여 준다. 또한, 특히, 첫 번째 조각에 대해서는 큰 개선이 이루어졌음을 확인할 수 있다.

아래의 표 4에는 오차 보상 전과 보상후의 결과에 대한 p-test 결과가 나와 있다. 꽁치에 대한 실험결과에서는 95% 유의수준에 근접함을 알 수 있다.

표 4. P-test 결과

Table 4. P-test results

구분	P-value
꽁치 30g	0.0625
꽁치 40g	0.0590
고등어 50g	0.2717
고등어 60g	0.1022
삼치 50g	0.1052
삼치 60g	0.1853

4. 결론

본 논문은 동결 생선의 정중량 절단을 위해 적분을 통한 생선 모델링 기법과 오차 수정을 위한 신경망 모델 등을 제안하고, 실제 동결된 고등어, 삼치, 꽁치의 절단 실험에 적용하였다.

입력대비 평균 오차 비율이 고등어는 약 6.6%, 삼치 6.37%, 그리고 꽁치 7.93% 등 모두 6-8% 이내로 실제 현장에 적용가능한 수준의 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 첫 번째 조각의 무게를 피드백하여 오차를 보상하는 알고리즘을 적용한 결과, 전반적으로 평균 오차 비율을 1% 정도 더 개선할 수 있었다.

특히, 동결생선을 다룬 유사 연구가 거의 없는 상황에 실제로 시스템에 적용할 수 있는 수준의 결과를 도출한 것이 큰 의의라고 볼수 있다.

참고 문헌

[1] L. Chen, C. Quan, C. J. Tay, Y. Fu, "Shape measurement using one frame projected sawtooth fringe pattern," *Optics Communications*, Vol. 246, Issue 4-6, pp. 275-284, 2005.

[2] R. Tillet, N. McFarlane and J. Lines, "Estimating Dimensions of Free-Swimming Fish Using 3D Point Distribution Models," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 79, Issue 1, pp.123-141, 2000.

[3] B. Zion, A. Shklyar, I. Karplus, "Sorting fish by computer vision," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 23, pp.175-187, 1999.

[4] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *In Proceedings of National Academy of Sciences*, Vol. 74, pp. 2554-2558, April, 1982.

[5] 이수용, 이경중, "시계열 자료의 데이터마이닝을 위한 패턴분류 모델설계 및 성능비교," *한국지능시스템학회 논문지*, 제 21권, 제 6호, pp. 730-736, 2011.

[6] Seong-gon Kim, Yong-Gi Kim, "Protein Secondary Structure Prediction using Multiple Neural Network Likelihood Models," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 314-318, 2010.

[7] I. Suryanarayana, A. Braibanti, R. S. Rao, V. A. Ramam, D. Sudarsan, G. N. Rao, "Neural

networks in fisheries research," *Fisheries Research*, Vol. 92, Issues 2-3, pp. 115-139, August, 2008.

[8] R.A. Hauser-Davis a, T.F. Oliveira b, A.M. Silveira b, T.B. Silva c, R.L. Zioli, "Case study: Comparing the use of nonlinear discriminating analysis and Artificial Neural Networks in the classification of three fish species: acaras (*Geophagus brasiliensis*), tilapias (*Tilapia rendalli*) and mullets (*Mugil liza*)," *Ecological Informatics*, Vol. 5, pp. 474-478, 2010.

[9] F. Storbecka, B. Daan, "Fish species recognition using computer vision and a neural network," *Fisheries Research*, Vol. 51, pp. 11-15, 2001.

[10] 이성춘, 김경환, 현수환, 서기성, "동결생선의 정중량 절단을 위한 3차원 형상 계측과 모델링," *한국 지능 시스템 학회 2011년도 춘계학술대회 학술발표 논문집*, 제 21권, 제 1호, pp. 171-172, 2011.

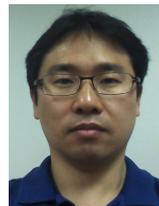
저자 소개



현수환(Soohwan Hyun)

2010년 : 서경대학교 전자공학과 공학사
 2012년 : 서경대학교 전자공학과 공학석사
 현재 : 현대중공업 기전연구소 연구원

관심분야 : 진화연산, 지능로봇
 E-mail : xjavalov@shyun.com



이성춘(Sungchoon Lee)

1995년 : 한국항공대학교 항공기계공학과 공학사
 1997년 : 한국항공대학교 항공기계공학과공과 공학석사
 2005년~현재 : (주)NT리서치 책임연구원
 관심분야 : 로봇 매니플레이터, 지능로봇
 E-mail : sclee@ntresearch.net



김경환(Kyunghwan Kim)

1992년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
 1994년 : 일본 동경대학 전기공학과 공학석사
 1997년 : 일본 동경대학 전기공학과 공학박사
 1997~1999년 : University of Wisconsin-Madison, Texas A&M University 연구원
 1999~2002년 : 한국과학기술연구원(KIST) 선임연구원

2004~현재 : (주)NT 리서치와 (주)NT 메디 대표

관심분야 : 제조업용 로봇의 지능화, 의료로봇, 나노로봇

E-mail : kimk@ntresearch.net, kimk@ntmedi.net



서기성(Kisung Seo)

1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학사

1988년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사

1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사

1993~1998년 : 서경대학교 산업공학과,
전자공학과 조교수

1999~2003년 : Michigan State University, Genetic Algorithms
Research and Applications Group, Research
Associate

2002~2003년 : Michigan State University, Electrical &
Computer Engineering, Visiting
Assistant Professor

2003~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 지능로봇, 진화연산기반 인식 및 예측, 진화연산
알고리즘 - GP, GA

Phone :

E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr