

의사결정나무를 이용한 생물의 행동 패턴 구분과 인식

Classification and Recognition of Movement Behavior of Animal based on Decision Tree

이승태 · 김성신

Sengtai Lee and Sungshin Kim

부산대학교 전기공학과

요 약

본 논문에서는 생물의 2차원영상에서 5가지 특징을 추출한 다음 약품에 대한 생물의 행동 패턴 반응에 대하여 의사결정나무를 적용하여 패턴의 인식 및 분류를 하였다. 생물의 행동패턴을 대변하는 물리적인 특징인, 속도, 방향전환 각도, 이동거리에 대하여 각각 중간이상속도비율, FFT(Fast Fourier Transform), 2차원 정사영 면적, 프랙탈 차원, 무게중심을 사용하여 특징을 추출하였다. 이렇게 추출된 5가지의 특징변수들을 사용하여 의사결정나무 모델을 구성한 다음 생물의 약품 첨가에 대한 반응을 분석하였다. 또한 결과에서는 기존의 생물의 행동패턴 구분에 쓰였던 전형적인 기법(conventional methods) 보다 본 연구에서 적용한 의사결정나무가 생물의 행동패턴이 가지는 물리적 요소에 대한 독해력을 가짐을 보임으로써 특정 환경에서 이동행동에 대한 분석을 용이하게 하고자 하였다.

Abstract

Behavioral sequences of the medaka(*Oryzias latipes*) were investigated through an image system in response to medaka treated with the insecticide and medaka not treated with the insecticide, diazinon(0.1 mg/l). After much observation, behavioral patterns could be divided into 4 patterns: active smooth, active shaking, inactive smooth, and inactive shaking. These patterns were analyzed by 5 features: speed ratio, x and y axes projection, FFT to angle transition, fractal dimension, and center of mass. Each pattern was classified using decision tree. It provide a natural way to incorporate prior knowledge from human experts in fish behavior. The main focus of this study was to determine whether the decision tree could be useful in interpreting and classifying behavior patterns of the animal.

Key words : 의사결정나무, 행동 패턴, 패턴 인식, 특징 추출

1. 서 론

환경 데이터는 매우 복잡하고, 불규칙적이며, 많은 오차를 갖고 있다. 이러한 환경 데이터는 상당히 비선형적이며, 고차원적인 관계식을 가진다. 일반적으로 사용된 탐색적이거나 통계적인 모델링 기법으로는 이러한 환경 데이터에서부터 의미론적인 특정 패턴을 발견하기란 어렵다 [1, 2, 3]. 수질 모니터링과 생물의 행동 특성 파악은 생물 관리와 위험 관리를 다루는데 상당한 중요성을 가진다 [4, 5]. 이러한 행동 패턴 분석을 위하여 바람, 페로몬, 상대습도, 자당공급에 따른 바퀴벌레 같은 공충의 연속적인 운동 궤적을 조사하기 위한 방법으로 서보미터 같은 방법들이 있다. 본 연구에서는 행동 패턴을 구별하여 행동 궤적 데이터로부터 특징을 추출하는 과정을 거쳐 의사결정나무 모델을 구성한 다음 유기인산염계 농약인 diazinon에 대한 독성 평가를 생물 행동 패턴의 변화만으로 구별하고자 하였다. 약품을 첨가하지 않은 정상상태에서의 송사리의 행동 궤적과 약품을 첨가한 비정상상태에서의 송사리의 행동 궤적을 영상 획득 시스템으로 얻어 일정한

패턴으로 분류한 다음 의사결정나무를 이용하여 생물의 행동 패턴 변화를 해석 하였다. 실시간 패턴분류를 통하여 일정 시간 경과 후에 약품의 첨가 여부를 알아봄으로써 독성이나 스트레스에 의한 생물개체(송사리)의 행동 변화 특성을 알아보고자 하였다.

2. 특징 추출

2.1 생물 행동 데이터

본 실험에서 사용된 송사리는 일본의 나고야 대학의 메다카센터에서 분양되어 한국화학 부설 안정성평가연구소(Korea Research Institute of Chemical Technology, KRITC; 대전광역시 소재)에서 계대번식 시킨 것을 분양 받아서 실험실 조건(수온 25℃)에서 충분한 양의 먹이와 산소를 공급하여 1개월 이상 기른 것을 실험에 사용하였다. 일반적인 송사리는 체장이 짧고 유전적으로 균일성 있는 다수의 개체를 유지하고 있다. 또한 생태계에서 널리 분포하며, 환경 변화에 대한 내성이 강하다. 본 논문에서는 이러한 생물의 행동을 관찰함으로써 특정 패턴을 구분 및 인식하여 행동에 미치는 원인을 찾고자 하였다.

그림 1은 본 실험에 사용하였던 생물 개체로부터 영상을 획득하는 과정을 보여준다. 관찰 수조 정면에 설치된 CCD

접수일자 : 2005년 10월 21일

완료일자 : 2005년 12월 5일

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

카메라를 통해 들어온 영상은 매 0.25초 간격으로 포착되어 컴퓨터의 비디오 보드에서 디지털 신호로 변환되었다. 그 후, 물고기 위치 추적 프로그램에 의해 관찰 영역 내에서 송사리의 위치는 x, y 의 2차원 좌표 값으로 기록되었다. 좌표 값으로 기록된 송사리의 시, 공간적 위치 데이터는 물고기 위치 재생 프로그램을 이용하여 약품 처리와 비처리 상태에서의 행동 변화를 연속적으로 재생 관찰하였다.

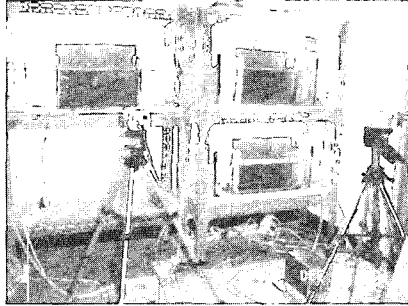


그림 1. 영상 획득 시스템.
Fig. 1. Image acquisition system.

그림 2는 의사결정나무를 이용한 생물의 행동패턴 구분을 이용한 약품검출에 대한 흐름도를 보여준다.

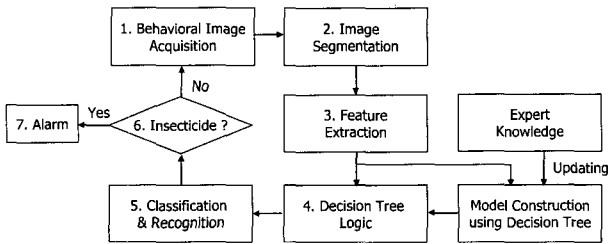


그림 2. 의사결정나무를 이용한 생물의 행동패턴 구별 흐름도.

Fig. 2. Flow chart based on decision tree for movement behavior classification.

2.1 생물 행동 패턴 구분

영상 획득 시스템으로부터 얻어진 생물 궤적 데이터는 너무나 많은 다양성과 복잡성을 포함하고 있다. 이렇게 복잡한 행동들을 구별하기 위하여 본 논문에서는 우선 4가지 패턴들을 선택하였다. 지속적인 생물의 행동 관찰에서 크게 구별 지을 수 있는 4가지 패턴은 active shaking, active smooth, inactive shaking, inactive smooth가 있다. 그림 3은 영상 획득 시스템으로부터 얻어진 생물의 궤적을 1분 동안 표시한 것이다.

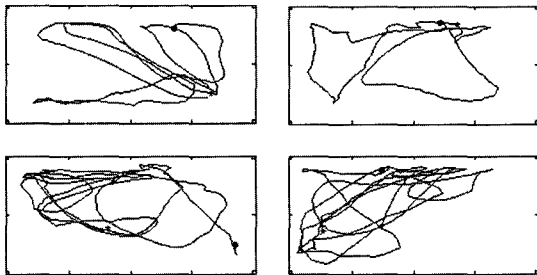


그림 3. 1분 동안의 생물 행동 궤적.
Fig. 3. Movement behavior of medaka for 1 minute

다양한 생물의 행동 궤적을 분류하기 위하여 행동 궤적에 대한 특징을 추출에 대한 계량적 특성화를 먼저 하였다.

2.2.1 속도 비율

특정 패턴이 가지는 물리적인 속도에 관한 정보가 드러날 수 있도록 생물의 이동에 관한 속도를 비율로 나타내었다. 그리하여, 특정 패턴에서 속도 비율이 높다는 것이 나타난다면 그 특정 패턴에서 속도 비율이 높다는 것이 나타난다면 그 특정 패턴이 많이 나타나는 개체에서는 큰 이동 속도를 가진다는 것을 유추할 수 있도록 하였다. 속도에 대한 식은 다음과 같다.

$$S = \sqrt{(x_{n+1} - x_n)^2 + (y_{n+1} - y_n)^2} \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

여기서, x_n 과 y_n 은 x 축 좌표와 y 축 좌표를 나타낸다. 속도 비율은 식 (2)와 같다.

$$S_{ratio} = \frac{A'}{A} \times 100 (\%) \quad (2)$$

여기서, A 는 1분 동안의 sample수이고, A' 은 1분 동안의 sample수에서 평균 속도를 넘어서는 sample수를 나타낸다. 그림 4는 속도비율에 대한 설명을 나타내고 있다. 그림 4의 상단에 있는 그림은 생물의 원이동궤적을 나타내고 있다. 하단의 그림은 생물의 원이동궤적으로부터 얻어진 속도를 나타낸 그래프이다. 그림 4에 보이는 A2는 본 연구에서 관찰한 모든 송사리의 행동 궤적으로부터 얻어진 개체의 평균속도이다.

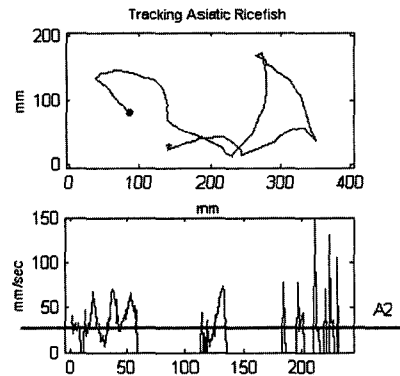


그림 4. 속도 비율.
Fig. 4. Speed ratio.

2.2.2 각도 변환에 대한 FFT

송사리의 행동 궤적 추적에서 각도의 변화도 하나의 변수로 사용하였다. H 로 표현된 sample 시간 사이의 각도 변화 계산식은 다음과 같다.

$$H = \arctan\left(\frac{y_{n+1} - y_n}{x_{n+1} - x_n}\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots$$

푸리에 변환은 시간 영역의 파형 변화를 주파수 영역에서 분석할 수 있게 해주는 유용한 변환법이다 [6]. 각도 변화에 대한 에너지 값을 계산하기 위하여 고속 푸리에 변환을 사용하였다. 주어진 이산 신호 $x[n]$ 에 대한 계산식은 다음과 같다.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{-j(2\pi kn/N)}, \quad k=0, 1, \dots, N-1. \quad (3)$$

각도 변화에 대한 고속 푸리에 변환을 행한 후에, 다음의 식을 사용하여 각도 변화 중간값을 넘어서는 sample수에 대한 비율을 계산하였다.

$$P = \sqrt{\sum_{i=1}^k x_i^2} \quad (4)$$

여기서, x_i 는 각도 변화 중간값을 넘어서는 sample수를 나타낸다. 본 논문에서 사용한 각도 변화 중간값은 20이다. 송사리의 행동 분류에 대한 2번째 특징 변수로써 이러한 고속 푸리에 변환에 대한 에너지 값(P)을 사용하였다. 그림 5는 각도 변화에 대한 FFT를 구하는 과정을 나타낸 그림이다. 상단에 있는 생물의 원이동계적으로부터 각도에 대한 변화를 얻은 다음, 고속푸리에 변환과정을 거치는 단계를 보여주고 있다.

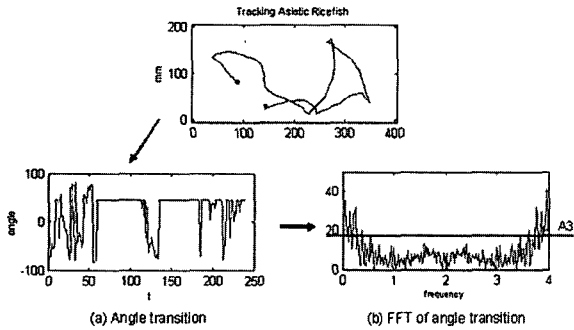


그림 5. 각도 변화에 대한 FFT.
Fig. 5. FFT to the angle transition.

2.2.3. x축과 y축에 대한 히스토그램

히스토그램은 2차원 그래프에 있는 도형의 모양을 1차원 그래프로 나타내는 방법이다. 본 논문에서는 2차원 공간에 있는 송사리의 이동 경로를 파악하기 위하여 히스토그램을 이용하였다. x축에 대한 히스토그램과 y축에 대한 히스토그램을 각각 계산한 후에 곱함으로써 송사리가 이동한 경로에 대한 면적을 구하였다. 계산된 면적은 송사리가 넓게 움직이는지 또는 좁은 영역에서 움직이는 지에 관한 정보를 알려준다.

그림 6은 x축과 y축에 대한 히스토그램에 대한 결과를 보여주고 있다. 상단 왼쪽에 있는 생물의 원이동계적으로부터 상단 오른쪽은 y축에 대한 히스토그램을 하단에 있는 그림은 x축에 대한 히스토그램을 나타낸다. 히스토그램 결과에서 1 이상인 값들의 곱함으로써 송사리가 일정시간 동안 수조 내에서 움직인 면적을 계량적으로 표현하고자 하였다.

2.2.4. 프랙탈 차원

프랙탈 차원은 구면이나 정육면체나 그 밖의 입체들은 3차원이고, 정사각형이나 삼각형은 2차원이며, 직선과 곡선은 1차원, 점들은 0차원이다. 프랙탈은 얼마나 많이 구부러져 있는가에 따라 1차원과 2차원 사이의 차원값으로 표현된다 [7]. 프랙탈 차원을 하나의 특징 변수로 사용함으로써 생물이 지나간 궤적에 대한 분석을 하고자 하였다. 프랙탈 기하학에서 임의의 형상에 대한 차원은 다음 식으로 정의할 수 있다.

$$N = r^{D_f} \quad (5)$$

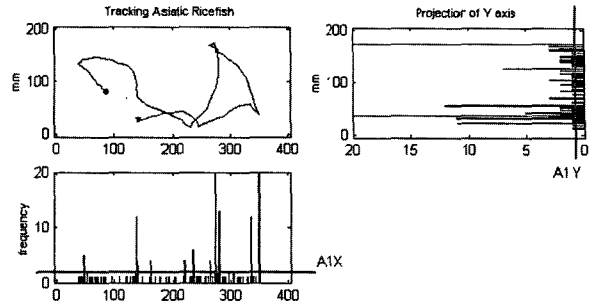


그림 6. x축과 y축에 대한 히스토그램.
Fig. 6. Projection to x and y axes.

여기서, N 은 각 단계에서의 subpart수이고 r 은 척도 계수 (scaling factor)로서 전체 곡선을 투영하였을 때의 길이를 1로 가정하여 그 곡선을 길이 r 로 나누었을 때의 역수이다. 식 (5)의 양변에 대수를 취하면 프랙탈 차원 D_f 는 다음과 같다.

$$D_f = \frac{\ln N}{\ln r} \quad (6)$$

2.2.5 무계중심

생물의 행동 특성을 나타내는 또 다른 특징 변수로써 무계중심을 사용하였다. 송사리라는 개체의 특성상 물 수중에 있는 송사리는 호흡과 먹이 섭취를 위하여 자주 수면으로 올라오는 행동을 보인다. 이에 본 논문에서는 송사리의 수면에 있는 자취를 기록하고 분류하기 위하여 무계중심 값을 사용하게 되었다. 무계중심 좌표에 대한 식은 다음과 같다. 본 연구에서 사용한 무계중심은 y축에 대한 값만을 사용함으로써 생물 개체가 수직으로 위치한 값을 알고자 하였다.

$$C = \sum_i \sum_j (x_i, y_j) \quad (7)$$

2.3 특징 추출 결과

그림 7과 그림 8은 active shaking 패턴과 active smooth 패턴에 대한 특징 추출의 결과를 보여주고 있다. 그림 7의

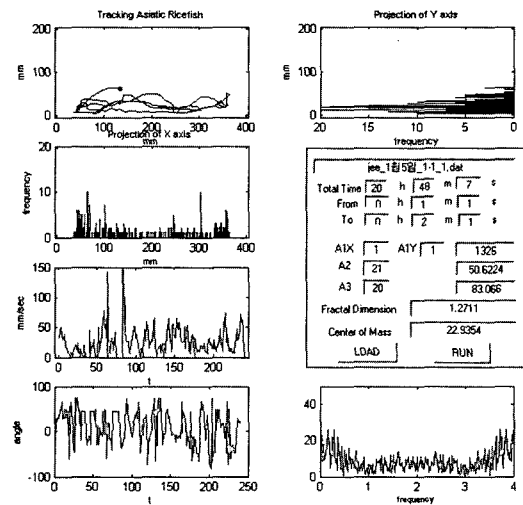


그림 7. Active shaking 패턴의 예.
Fig. 7. Example of active shaking pattern.

왼쪽 상단에 있는 이동궤적은 송사리의 원이동궤적을 나타낸다. 원이동궤적을 제외한 다른 하부박스들은 원이동궤적으로부터 나온 히스토그램, 속도, 각도, 고속푸리에 변환에 관한 결과를 보여준다. 그림에서 가운데에 있는 박스는 계량적 특성화의 과정을 거친 결과를 보여준다. 그림 7의 active shaking 패턴과 그림 8의 active smooth 패턴을 비교하여 보면, active shaking 패턴이 active smooth 패턴보다 x축과 y축에 대한 면적, 각도변환에 대한 FFT, 프랙탈 차원이 작은 값을 보임을 알 수 있다.

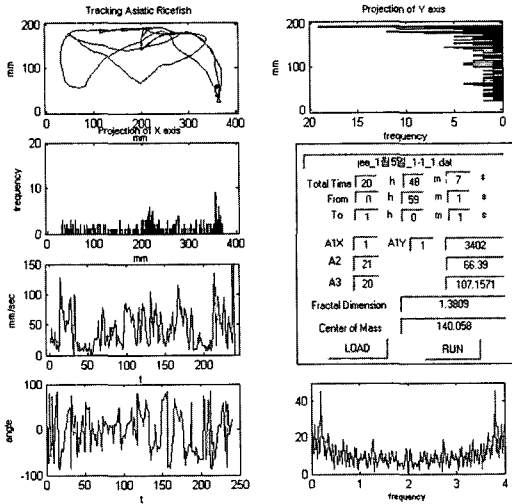


그림 8. Active smooth 패턴의 예.
Fig. 8. Example of active smooth pattern.

3. 의사결정나무에의 적용

3.1 의사결정나무

의사결정나무는 귀납적 학습방법에 속하는 알고리즘으로 수집된 모델 추정용(training) 데이터로부터 순환적 분할(recursive partitioning) 방식을 이용하여 나무를 구축하는 기법으로, 구축되어진 의사결정나무는 속성의 분리기준을 포함하는 내부마디(internal nodes)와 최종분류를 의미하는 잎(leaves)으로 구성된다 [8, 9]. 의사결정나무는 다른 기법들에 비해 뛰어난 설명력을 지니고 있는데 이것은 분석을 통해 추출한 정보를 사용자가 쉽게 이해할 수 있는 나무모델 또는 if-then 형식의 규칙으로 제공하기 때문이다. 일반적인 의사결정나무 기법은 나무모형 형성을 위해 분석의 목적과 데이터 구조에 따라 적절한 분리기준(split criterion)과 정지규칙(stopping rule)을 지정한다. 목표변수가 이산형인 경우에는 목표변수의 각 범주에 속하는 빈도에 기초하여 분리가 일어나며, 분리기준을 찾게 된다. 의사결정나무 알고리즘에는 ID3, C4.5, CART 등이 있으며, 본 논문에서는 CART(classification and regression tree)라는 이진 분리(binary split)를 수행하는 알고리즘을 사용하여 엔트로피 함수를 사용하여 불순도(impurity)를 측정하였다. 엔트로피 함수는 다음과 같다.

$$i(N) = - \sum_j P(\omega_j) \log_2 P(\omega_j) \quad (8)$$

여기서, $i(N)$ 은 노드에서의 불순도를 나타내고, $P(\omega)$ 는 목

표변수에 속하는 빈도를 나타낸다. 변수선택 후에 분기의 정도를 구하기 위하여 불순도를 낮추기 위한 다음의 공식을 사용하였다.

$$\Delta i(N) = i(N) - P_L i(N_L) - (1 - P_L) i(N_R) \quad (9)$$

여기서, P_L 은 왼쪽으로 분기하는 빈도를 나타내며, P_R 은 오른쪽 가지로 분기하는 빈도를 나타낸다 [10, 11, 12].

3.2 의사결정나무의 적용

생물의 행동에 대한 궤적으로부터 추출한 이상의 5가지 특징 변수들을 가지고 의사결정나무 모델을 구성하였다. 의사결정나무 모델 구성 결과를 if-then 규칙으로 나타내고, 트리 형태의 분류로 표현하기 위하여 Matlab 6.1을 이용하여 프로그램 하였다. Active shaking, active smooth, inactive shaking, inactive smooth의 4가지 대표적인 패턴을 생물 전문가의 도움을 받아 구분 하였고, 이 4가지 패턴에 들지 않는 not determined라는 패턴을 더하여 총 5가지의 패턴을 정의하였다. 의사결정나무 모델을 위해 5가지 패턴별로 30개씩의 데이터를 학습에 사용하였다. 그림 9는 모델 구성 결과를 보여준다.

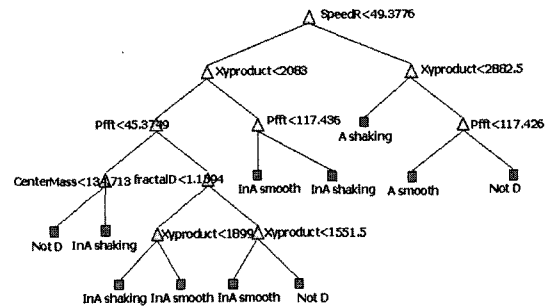


그림 9. 의사결정나무 모델 구성 결과
Fig. 9. Result of the decision tree model construction

그림 9에서 노드 분리에 보이는 SpeedR은 속도비율, Xyproduct는 x축과 y축에 대한 히스토그램, Pfft는 각도변환에 대한 푸리에 변환, CenterMass는 무게중심, fractalD는 프랙탈 차원을 각각 나타낸다. 터미널 노드에 보이는 Not D는 not determined 패턴, InA shaking는 inactive shaking 패턴, InA smooth는 inactive smooth 패턴, A smooth는 active smooth 패턴, A shaking은 active shaking 패턴을 각각 나타낸다.

의사결정나무 모델의 평가를 위해 5개의 각 패턴별로 10개씩의 데이터를 수집하여 구성된 모델에 적용하여 보았다.

표 1. 모델 평가 결과.
Table 1. Result of model estimation.

	Active shaking	Active smooth	Inactive shaking	Inactive smooth	Not determined	Tot.
selected by expert	10	10	10	10	10	50
Tested by model	10	9	9	9	8	45
Recognition rate	100%	90%	90%	90%	80%	90%

표 1은 의사결정나무를 사용하여 구성된 모델에 active shaking, active smooth, inactive shaking, inactive smooth, not determined 패턴별로 각각 10개씩의 새로운 데이터를 얻어 모델 평가에 적용한 결과를 보여주고 있다.

4. 행동 패턴 분석

의사결정나무 모델을 구성하여 나온 로직을 이용하여 실제 약품 첨가 데이터와 약품을 첨가하지 않은 데이터에 적용하여 보았다. 그림 10은 약품을 첨가하지 않은 송사리 행동 궤적 실험에서 처음부터 90분 동안 이동 궤적에 대하여 의사결정나무 로직을 적용하여 inactive shaking 패턴과 inactive shaking 패턴을 제외한 나머지 패턴들이 차지하는 비율을 비교한 것이다. 약품을 첨가하지 않은 총 18개의 데이터에서 inactive shaking 패턴의 비율은 평균 13.5%를 나타냈다.

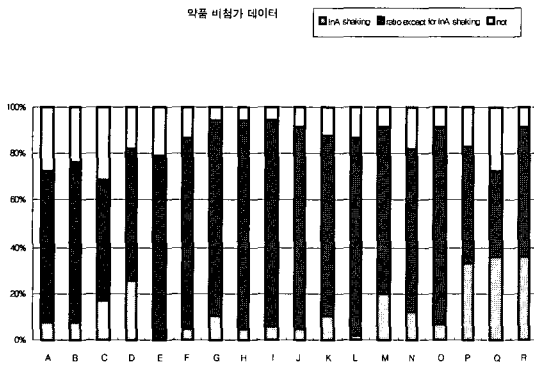


그림 10. 약품을 처리하지 않은 송사리의 행동 패턴 변화.
Fig. 10. Movement behavior of medaka without diazinon.

그림 11은 약품을 첨가한 송사리의 궤적에 의사결정나무 로직을 적용한 결과이다. 약품을 첨가한 총 18개의 데이터에서 inactive shaking 패턴의 비율은 평균 45%를 나타냈다.

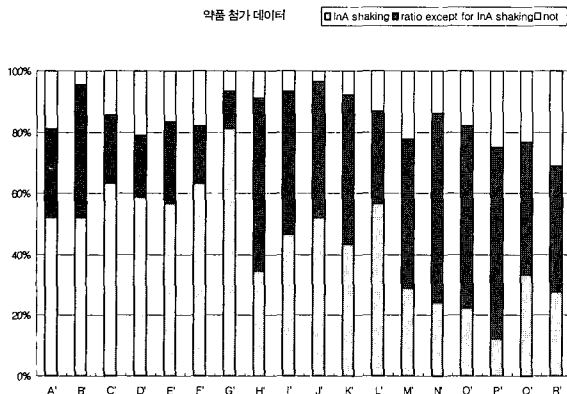


그림 11. 약품을 첨가한 송사리의 행동 패턴 변화.
Fig. 11. Movement behavior of medaka with diazinon.

5. 결론

생물은 수많은 다양성과 습성을 가진 객체 하나하나마다의 특이성으로 인하여 단순한 패턴으로 분류하기에는 어려움이 따른다. 본 논문에서는 충분한 관찰을 바탕으로 송사리의 행동을 구별 지을 수 있는 방법으로 속도, 각도변화, 이동면적으로 변수를 구성하여 패턴을 분류하고자 하였다. 생물의 행동 패턴을 구분하기 위하여 영상 획득 시스템의 카메라로부터 얻은 2차원 영상으로부터 속도비율, 각도에 대한 고속 푸리에 변환, x축과 y축에 대한 히스토그램, 프랙탈 차원, 무게중심 등 5가지 특징 변수들을 찾아서 이를 의사결정나무 모델 구성의 입력변수로 사용하였다. 이들 모델 학습에서의 출력으로는 생물 행동 전문가가 분류한 총 4가지의 active shaking, active smooth, inactive shaking, inactive smooth 패턴과 4가지 패턴에 들지 않는 not determined 패턴으로 하였다. 이에 각 패턴별 분류와 인식으로 약품에 대한 생물의 행동 패턴의 변화를 알아보았다. 약품에 대한 결과에서는 이들 4가지 패턴의 비율로부터 약품첨가 여부를 알아볼 수도 있었다. 또한 일반적인 기기분석법보다 빠른 시간(90분)안에 약품 유무를 판단함으로써 시간상의 단축을 보였고, 의사결정나무를 사용함으로써 주된 행동 패턴의 속도, 각도, 이동거리 같은 물리량 해석에 도움이 되도록 하였다.

본 연구의 내용을 보다 많은 실험 데이터에서 적용하여 본다면 더 정확한 행동 구분 패턴과 의사결정나무 기법으로 얻어진 모델의 성능 향상을 얻을 수 있을 것이라 생각된다. 보다 나아가서는 실시간으로 생물의 패턴을 구별함으로써 생물의 특성연구에 도움이 되리라 생각된다. 또한, 본 연구에서 보인 다양한 생물의 행동 패턴은 생체 활성 연구 분야 및 로봇 행동 제어 분야에 많은 도움이 될 것이다.

참고 문헌

- [1] Lemly, A. D., Smith, R. J. "A behavioral assay for assessing effects of pollutants of fish chemoreception," *Ecotoxicology and Environmental Safety*, Vol. 11, No. 2, pp. 210-218, 1986.
- [2] Dutta, H., Marcelino, J., Richmonds, Ch. "Brain acetylcholinesterase activity and optomotor behavior in bluefills, *Lepomis macrochirus* exposed to different concentrations of diazinon," *Arch. Intern. Physiol. Biochim. Biophys*, Vol. 100, No. 5, pp. 331-334, 1993.
- [3] Roast, S. D., Widdows, J., Jones, M. B. "Disruption of swimming in the hyperbenthic mysid *Neomysis integer* (Peracarida: Mysidacea) by the organophosphate pesticide chlorpyrifos," *Aquatic Toxicology* 47, pp. 227-241, 2000.
- [4] Ibrahim, W. L. F., Furu, P., Ibrahim, A. M., Christensen, "Effect of the organophosphorous insecticide, chlorpyrifos (Dursban), on growth, fecundity and mortality of *Biomphalaria alexandrina* and on the production of *Schistosoma mansoni* cercariae in the snail," *Journal of Helminthology*, Vol.66, pp. 79-88, 1992.
- [5] Moore, A., Waring, C. P., "Sublethal effects of the pesticide diazinon on olfactory function in mature

male Atlantic salmon parr," Journal of Fish Biology, Vol. 48, pp. 758-775, 1996.

[6] Kreyszig, Erwin, Advanced Engineering Mathematics, 8th Ed., Wiley, 1999.

[7] Mandelbrot, B.B., The Fractal Geometry of Nature, Freeman, San Fransico, pp. 25-29, 1983.

[8] Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. G. Stone, Classification and Regression Trees, Wadsworth International Group, 1984.

[9] Ripley, B. D., Pattern recognition and neural networks, Cambridge University Press, 1996.

[10] Richard, O. D., Peter, E. H., David, G. S., Pattern Classification 2nd Edn., Wiley Interscience. 1996.

[11] Quinlan, J. R., Discovering rules by induction from large collections of examples, Edinburgh University Press, 1979.

[12] Quinlan, J. R. "Induction of decision trees," Machine Learning, Vol. 1, No. 1, pp. 81-108, 1986.

저 자 소 개



이승태(Sengtai Lee)

2004년 : 부경대학교 전기공학과 졸업
(공학사)
2004년~현재 : 부산대학교 전기공학과 석사과정

관심분야 : 데이터마이닝
E-mail : youandi@pusan.ac.kr



김성신(Sungshin Kim)

1986년 : 연세대학교 전기공학과 졸업
(공학석사)
1996년 : Geogia Institute of Tech.,
전기공학과 졸업(공학박사)
1998년~현재 : 부산대학교 전자전기정보
컴퓨터공학부 부교수

관심분야 : 지능시스템, 데이터마이닝
Phone : +82-51-510-2374
Fax : +82-51-513-0212
E-mail : sskim@pusan.ac.kr