

# 수질 모니터링을 위한 유해 물질 유입에 따른 생물체의 행동 반응 분석 및 인식

김 철 기<sup>†</sup> · 차 의 영<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 자동 추적 시스템을 이용하여 카바메이트 계열의 농약인 카보퓨란의 치명적인 투여에 대하여 반자연적인 조건에서 반응하는 갈따구의 움직임을 관찰하였다. 4령기에 있는 갈따구를 6cm×7cm×2.5cm 크기의 서식 장소와 18℃의 수온, 명기와 암기를 각각 10시간, 14시간의 조건에서 관찰을 하였다. 추적 시스템은 갈따구 몸체의 부분 점들을 탐지하여 추적하도록 하였다. 모든 실험은 반자연적인(semi-natural) 상태에서 진행되었으며 약제 카보퓨란(Carbofuran 0.1mg/l) 처리 전·후 이틀씩 모두 4일에 걸쳐서 연속적으로 진행되었다. 실험 결과 약제의 처리 후에 압축된 지그재그 형태로 나타나는 “떨림 현상”과 같은 비정규적인 행동들이 종종 나타남을 알 수 있었다. 약제 처리된 종들의 행동 변화를 탐지하기 위하여, 웨이블릿 분석이 다른 움직임 패턴들을 특징화하기 위하여 사용되었다. 이산 웨이블릿에 기반하여 추출된 파라미터들은 약제 처리 전후의 움직임에 대한 다른 유형의 패턴들을 표현하기 위하여 인공 신경망을 통하여 학습되었다. 이러한 웨이블릿과 인공 신경망의 통합 모델은 특징화된 움직임 패턴들의 발생 시점을 탐지할 수 있었으며, 수질 모니터링을 위한 독성 물질의 유입을 자동으로 탐지할 수 있는 도구로써 사용될 수 있음을 알 수 있었다.

## Analysis and Recognition of Behavioral Response of Selected Insects in Toxic Chemicals for Water Quality Monitoring

Cheol-Ki Kim<sup>†</sup> · Eui-Young Cha<sup>††</sup>

### ABSTRACT

In this paper, Using an automatic tracking system, behavior of an aquatic insect, *Chironomus sp.* (Chironomidae), was observed in semi-natural conditions in response to sub-lethal treatment of a carbamate insecticide, carbofuran. The fourth instar larvae were placed in an observation cage (6cm×7cm×2.5cm) at temperature of 18℃ and the light condition of 10 time (light) : 14 time (dark). The tracking system was devised to detect the instant, partial movement of the insect body. Individual movement was traced after the treatment of carbofuran (0.1ppm) for four days (2 days ; before treatment, 2 days ; after treatment). Along with the other irregular behaviors, “ventilation activity,” appearing as a shape of “compressed zig-zag,” was more frequently observed after the treatment of the insecticide. The activity of the test individuals was also generally depressed after the chemical treatment. In order to detect behavioral changes of the treated specimens, wavelet analysis was implemented to characterize different movement patterns. The extracted parameters based on Discrete Wavelet Transforms (DWT) were subsequently provided to artificial neural networks to be trained to represent different patterns of the movement tracks before and after treatments of the insecticide. This combined model of wavelets and artificial neural networks was able to point out the occurrence of characteristic movement patterns, and could be an alternative tool for automatically detecting presences of toxic chemicals for water quality monitoring.

키워드 : 웨이블릿(wavelet), 신호처리(signal processing), 신경회로망(neural network), 환경모니터링(environment monitoring)

### 1. 서 론

현재 우리가 살고있는 실세계는 많은 오염 물질에 노출되어 있는 상태이며 이러한 문제점들을 모르고 지나가는 경우가 허다하다. 각종 환경오염 물질이 인체에 미치는 영향을 알기 위하여 우선 이루어져야할 연구는 현재 노출된 물질이

오염 물질인지 아닌지를 판가름할 수 있어야 하며, 또한 오염 물질로 결정되었을 경우 얼마나 치명적인 영향을 미치는지의 여부 또한 중요한 문제라 할 수 있다.

현재 국내에는 1991년 낙동강 폐놀 오염 사고이후 여러가지 환경오염 경보장치가 설치되어있으나 대부분 수위에 의존한 제품이거나 화학적인 방법을 사용하여 오염여부를 판정하는 정도라 할 수 있다. 이러한 사건들에 기반하여 근래에 들어, 환경 모니터링 시스템의 개발과 관련하여 치사량에 가까운 독성 화학물질에 대한 생물체의 행동 반응에 관한 연구가

※ 본 연구는 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소의 지원으로 수행되었음.  
† 준 회원 : 부산대학교 대학원 전자계산학과  
†† 종신회원 : 부산대학교 전자계산학과 교수  
논문접수 : 2002년 5월 24일, 심사완료 : 2002년 9월 5일

국내·외에서 많은 관심을 받고 있는 실정이다. 이러한 관심과 관련하여, Lemly와 Smith는 생물체의 행동 반응은 다양한 화학 오염물질들에 대하여 매우 민감하게 반응함을 언급하였으며, Dutta등은 이러한 행동분석 방법이 다른 종류의 테스트 방법들보다 더욱 민감하게 반응함을 언급하였다[1, 2]. 최근들어, 치사량에 가까운 독성 물질이 갑각류, 달팽이, 물고기, 곤충등과 같은 생물체에 미치는 영향과 관련된 연구들이 빠른속도로 진행되고 있다. 어쨌거나, 이러한 연구들은 대부분 행동반응 자체에 대한 분석에 대해서만 다루었음뿐, 독성 물질이 어떠한 시점에 어떠한 위치에서 발생하였는가와 관련된 시간·공간적인 영역에서의 반응변화에 대하여서는 다루지않고 있다. 또한, 생물체의 움직임 경로에 대한 수리적 해석과 관련하여, Alt는 암컷의 주위를 빙글빙글 도는 생물체의 움직임 또는 꼬불꼬불(meander)하게 움직이는 등각류의 움직임과 같은 생물체의 움직임들을 모델링 하였다[3]. 또한 Tourtellot등은 바퀴벌레의 귀소본능의 분석에서 움직임의 길이와 방향전환의 정의를 분석하였다[4]. 최근들어서는 생쥐에대한 행동분석을 위하여 통계적인 움직임 분석방법과 동적인 분석방법들이 고안되었다[5]. 이러한 수리적 방법들은 예를들어, 상관계수 또는 프랙탈 차원등과 같이 움직임 경로에대한 데이터에 내재된 유사도들을 고려하여 분석이 이루어지게된다. 어쨌거나, 이러한 방법들에 의해 움직임의 수리적인 계산방법들을 위한 매개변수들이 획득되며, 본 논문에서는 이러한 매개변수들에 기반하여 실험에 사용할 매개변수들을 선택하였다. 또한 본 논문에서는 환경 독성물질에 노출된 국내 생물체 예를들어, 송사리, 갈따구처럼 환경오염에 민감한 생물체를 목표물로하여 정상적인 상태와 오염물에 노출된 비정상적인 상태의 움직임을 카메라를 이용하여 추적하고, 그 결과로 얻어지는 연속적인 좌표를 하나의 신호로 보고 이러한 신호를 몇 가지 매개변수의 선택에 의한 수리적 분석 방법과 웨이블릿 변환을 이용하여 행동패턴에 대한 특징 계수값을 추출하고 인공 신경망을 적용하여 학습을 거친 후 실제 관측데이터가 입력되었을때 오염여부를 판단하는 방법을 제시함으로써, 수질환경 모니터링 시스템의 설계를 위한 기반을 제공하고 있다.

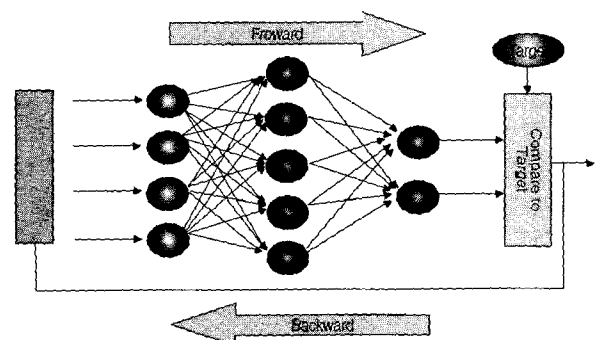
본 논문의 구성을 살펴보면, 2장에서는 실험을 위하여 필요한 인공신경망과 웨이블릿 변환에대한 간략한 이론들을 살펴본 후 3장에서는 실험에서 사용한 행동 데이터들에 대하여 소개를 하고 있으며 4장에서는 유해물질의 유입 전·후를 구분짓기 위한 수리적 방법에의한 특징값 추출방법을 소개하고 있고, 5장과 6장에서는 실험방법 및 결과와 결론을 내리고 있다.

## 2. 관련 이론

### 2.1 인공 신경망

일반적으로 인공 신경망은 컴퓨터 및 전자공학뿐만아니라

다양한 응용분야에서 복잡하고 비선형성을 띄고있는 현상들을 해석하는데 폭넓게 사용되어왔다[6, 7]. 특히, 생태학 관련분야에서 인공 신경망은 생물체의 그룹화, 변수들 사이의 복잡한 관계들의 유형화, 생물체 수의 예측법 개발등과 관련하여 사용되어 왔다. 어쨌거나, 그동안 생태학 분야에서는 생물체의 행동유형 감시와 관련하여 신경망의 응용이 그다지 많이 이루어지지 않은 실정이다. Kwak등은 송사리의 움직임 패턴을 분류하기 위하여 다층 퍼셉트론을 사용하였었다[8]. 역전파 퍼셉트론은 많은 연구자들이 패턴인식에 채택하는 방법인데, 사용하기 쉽다는 장점을 가지고 있다. 특히, 시간적 자료의 경우 공간적 양태로 변형할 수 있다. 기본 아이디어는 신경회로망의 입력층에 들어오는 시간적 자료의 연속을 동시에 나타내는 것이다. (그림 1)과 같이 오류역전파 알고리즘에 의한 다층 퍼셉트론은 지도학습의 일종으로 입력과 출력쌍을 학습시키는데 사용된다[9]. 학습은 출력층에서의 실제 출력과 목표값 사이의 평균제곱오류를 최소화하는 방향으로 이루어진다. 즉 입력층의 각 노드에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 노드에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다[7, 10]. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를근거로 다시 자기층의 연결 강도를 조정해 나간다. 이와같이, 지도학습에서는 입력 및 원하는 출력패턴이 네트워크에 제시된다. 네트워크는 입력층에 주어진 입력패턴이 출력층에 전파되면서 변환 출력패턴을 목표패턴과 비교한다. 네트워크에서 출력된 패턴이 목표패턴과 일치하는 경우에는 학습이 일어나지 않는다. 그렇지않은 경우는 얻어진 출력패턴과 목표패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 네트워크의 연결강도를 조절하여 학습을 한다.



(그림 1) 일반적인 다층 신경망

본 논문에서는 움직임 궤적을 특징화하는 매개변수들을 추출한후 웨이블릿 변환을 거친후 나온 결과인 특징 계수값들을 학습을 위한 입력데이터로 주었으며, 최종 움직임 패턴의 결정은 이진 정보 형태로 하나의 출력 노드에서 생성하였다.

패턴  $p(NET_p, j)$ 에 대한 은닉층의 뉴런  $j$ 의 입력은 각 입력

층의 출력( $x_{p,i}$  : 파라미터의 입력값)과 가중치( $v_{p,ji}$ )의 곱들의 합에 의해 계산된다. 은닉층의 뉴런  $j$ 의 출력( $z_{p,j}$ )과 출력층의 뉴런  $k$ 의 출력( $o_{p,k}$ )을 계산하기 위하여 활성화 함수는 로지스틱-시그모이드(logistic-sigmoid) 함수를 사용하였다.

$$f(NE_T) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda NE_T)} \quad (1)$$

단,  $\lambda$ 는 활성화 함수 계수를 나타내며,  $NE_T$ 은 은닉층 또는 출력층의 뉴런의 출력의 계산을 위한 활성화 함수를 나타낸다.

$$z_{p,j} = f\left(\sum_i x_{p,i} v_{p,ji}\right) \quad (2)$$

$$o_{p,k} = f\left(\sum_j z_{p,j} w_{p,kj}\right) \quad (3)$$

여기서, 패턴  $p$ 에 대해  $v_{p,ji}$ 는 입력층 뉴런  $i$ 와 은닉층 뉴런  $j$  사이의 연결 가중치를 나타내며,  $w_{p,kj}$ 는 은닉층 뉴런  $j$ 와 출력층 뉴런  $k$  사이의 연결 가중치를 나타낸다.

일반적으로 오류역전파 알고리즘은 오류를 최소화하기 위한 방법으로 네트워크의 연결 강도들( $v_{p,ji}$ ,  $w_{p,kj}$ )을 변경한다. 패턴  $p$ 에 대한 각 뉴런의 오류함( $Err_p$ )은 식 (4)와 같이 계산된다.

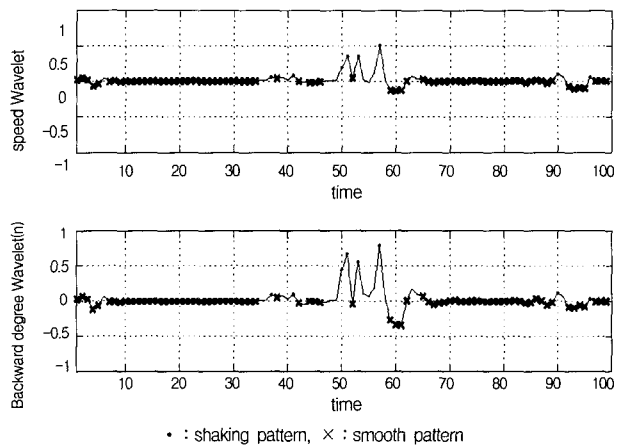
$$Err_p = \frac{1}{2} \sum_k (d_{p,k} - o_{p,k})^2 \quad (4)$$

여기서,  $d_{p,k}$ 는 뉴런  $k$ 에서 패턴  $p$ 에 대응하는 목표값에 해당한다. 본 논문에서는 활성화 함수의 계수값  $\lambda$ 에 1.0을 대입하였으며, 반복(Iterative) 과정에서 가중치의 업데이트를 위하여 사용된 학습계수를 0.01로 사용하였다. 또한, 오류 적응성(error tolerance)은 1.0으로 설정하였으며, 출력의 이진 레벨을 결정하기 위한 임계치로 0.5를 사용하였다. 또한, 입력노드는 6개로 구성하였으며 각각에 수리적 분석을 통하여 구한 특정 파라미터의 DWT(Discrete Wavelet Transform)결과 중 최저주파수 계수를 입력하였다. 은닉노드는 모두 8로 구성하였으며, 출력노드는 Shaking 패턴과 Smoothing 패턴을 결정짓기 위한 이진 상태이므로 1개를 할당하였다.

### 2.2 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 지역적인 정보를 잘 표현할 수 있는 도구로써, 근래에 들어 영상처리, 의학등과 같이 국소적인 시간 정보를 필요로 하는 많은 분야에서 최적화된 몇가지 규칙들을 포함하고 있다. 또한 이러한 응용은 생태학에도 영향을 점점 미치기 시작하였다. 생태학에서의 첫 번째 응용시도는 1993년 Guo와 Li에 의해 시도되었으며, 1997년에는 최초로 Tomas Clemen에 의해 생태학과 관련된 웨이블릿 모델이 제시되었다[11]. 그러나, 이러한 시도들은 단지 웨이블릿의 개념을 스펙트럼 형태로 보여주는 정도에 그치고 있다는 단점을 가지

고 있었다. 기존의 푸리에 변환(Fourier transform)과 달리 웨이블릿 변환(wavelet transform)은 시간 분해능이 뛰어나다 할 수 있다. 따라서 시간적인 개념이 포함된 특징값을 추출할 때 웨이블릿 변환은 매우 유용하다. 주파수와 관련된 기술에 주로 이용되는 푸리에 변환(Fourier Transform)은 무한대 크기의 사인(sine)함수와 코사인(cosine)함수를 기저함수로 사용하기 때문에 시간영역에서의 해상도가 떨어진다라는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 동일한 창(window)을 이용하여 주파수 성분을 구하는 STFT(Short Time Fourier Transform)가 이용되기도 하지만 동일한 크기의 창을 이용하므로 비정상(non-stationary)적인 신호의 해석에 어려움이 있다[12, 13]. 이에 대한 대안으로 웨이블릿 변환이 제안되었는데, 웨이블릿 변환에서는 창이 변화하는 구조를 지니므로 다양한 해상도를 지니게 되는 이점이 있다. 신호의 비연속적인 부분을 효과적으로 나타내려면 짧은 길이의 기저함수가 요구된다. 동시에 주파수 특성을 잘 나타내기 위해서는 긴 길이의 기저 함수가 요구된다. 이러한 조건은 저주파수 부분에서는 길어지고 고주파수 부분에서는 짧아지는 기저 함수를 사용하면 만족되는데 웨이블릿은 이러한 특성에 잘 부합된다. 즉, STFT에서는 단지 하나의 정현파만을 기저 함수로 택하는 반면에 웨이블릿에서는 각 주파수 영역에 따라 변화하는 다양한 기저 함수를 사용한다. 웨이블릿 변환은 시간과 주파수에 대해 지역성(locality)을 가지는 신호로 표현할 수 있기 때문에 고주파수 대역 분할영역이 많은 영상 신호를 해석함에 유리하고, 이를 이용하여 표현된 영상은 인간의 시각 특성과 비슷하여 최근 영상처리 분야에서 각광을 받고 있다. 웨이블릿과 유사한 영상처리 방법으로는 영상을 피라미드구조로 표현하는 다해상도 방법 및 대역 분할 부호화 방식이 있는데 웨이블릿 변환은 이를 하나로 통합하는 이론이라 생각할 수 있다[12-14].



(그림 2) 각 유형의 발생 시간의 예

본 논문에서는 이러한 웨이블릿 변환의 시간 분해능과 관련된 장점을 살릴뿐만아니라, Guo와 Li등에 의해 이루어졌던 생태학 분야에서의 웨이블릿 응용의 단순성을 극복하고 있

다. 즉, 기존의 단순한 스펙트럼 분석에서 벗어나, (그림 2)에서와 같이 사용자가 원하는 정보가 어떠한 시점에서 발생하고 있는가를 확인할 수 있도록 본 논문에서는 제안하고 있다. 일반적으로 환경 모니터링 시스템에서 가장 중요시 여겨지는 사항은 “언제 오염 물질이 유입되었는가?”를 판명하는 일이다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 웨이블릿을 사용하고 있는 것이다. (그림 2)는 6개의 입력 파라미터들 중 속도와 역방향 움직임에 대한 웨이블릿 변환 계수값들의 신호를 나타내고 있으며, x축은 시간을 나타내며 y축은 웨이블릿 계수값을 표현하고 있다.

**3. 데이터의 특징**

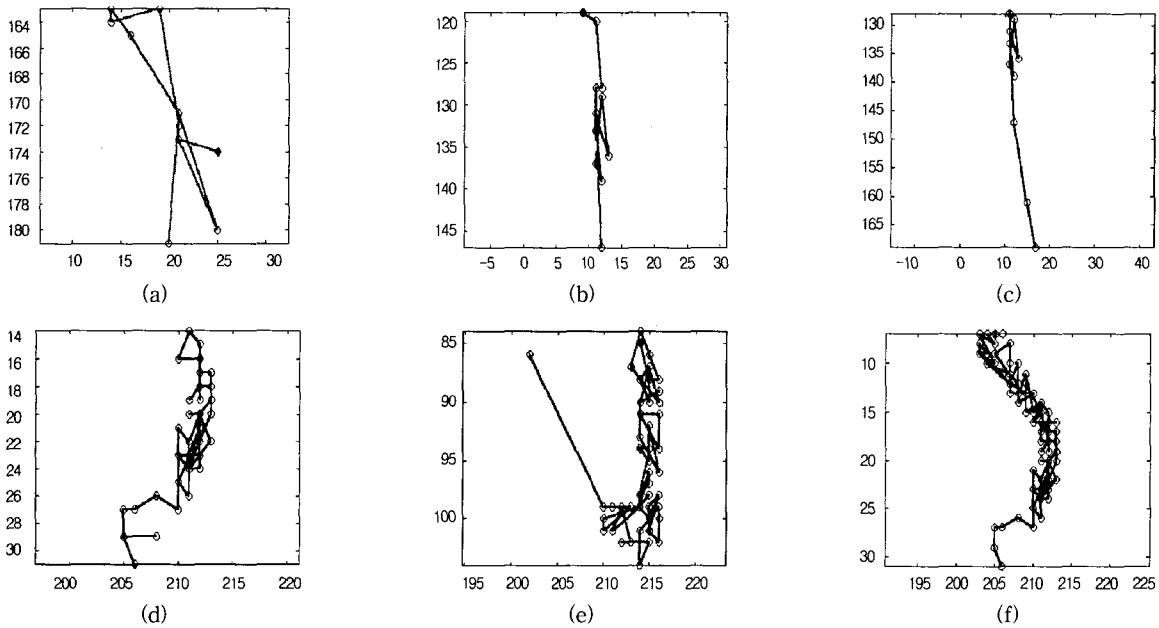
본 논문에서 실험데이터로 채택한 생물체의 특징은 갈따구의 경우 독극물 처리전 행동패턴은 전체면에 걸쳐 자유롭게 움직이며 궤적의 중간에 잦은 멈춤이나 짧은 거리의 방향 전환 또한 거의 없다는 전체지식을 획득할 수 있었다. 그러나 독극물 중 카보퓨란(Carbofuran)<sup>1)</sup>을 소량(0.1mg/l) 투입한 후 약 3시간 정도 흐른후 움직임을 살펴보았더니 약물 처리전과 현격하게 다른 움직임을 보임을 알 수 있었다. 즉 움직임을 반경이 주로 일정지역에 머무르는 것을 알 수 있었으며, 움직임을 궤적 또한 지그재그의 형태로 매우 불안정한 모양을 갖으며 장시간 한 위치에 오래 머물러 있는것을 알 수 있었다. 이와 같은 움직임 현상을 본 논문에서는 입력 프레임간의 차영상을 이용한 생물체의 움직임 추적 기법을 통하여 확

득한 데이터를 분석하였다.

우선 본 논문에서 실험에 사용한 갈따구(*Chironomus riparius*)는 18°C 상태에서 명기 10시간, 암기 14시간의 조건하에 수조 속에서 길러졌으며, CCD 카메라(Kukjae Electronics Co. Ltd.; IVC-841<sup>®</sup>)에 의해 4일동안(카보퓨란 처리전 2일, 처리후 2일) 움직임 영상을 획득하였다. 또한 카메라에 의해 캡처된 아날로그 데이터는 캡처보드(Doojin Electronics Co., Ltd.; OSCAR-III)에 의해 디지털화 되었으며 이렇게 디지털화 된 자료를 영상 인식 시스템으로 전송하였다.

움직임 특성의 패턴은 약제 처리전·후 갈따구에서 모두 추출하였으며 신경망에서 학습을 위한 궤적의 패턴을 특징화 하는데 1분 단위로 움직임 궤적을 분리하여 연속적으로 처리하였다. 또한 모델링의 단순화를 위하여, 약제 처리전·후의 각각의 형태로부터 공통적으로 가장 많이 발생하는 패턴을 선택하여 학습을 위한 특징 데이터로 입력하였다. (그림 3)은 학습을 위해 사용된 움직임 패턴의 유형을 나타내고 있다. 그림에서 x축과 y축은 각각 x축 좌표와 y축 좌표를 나타내고 있다.

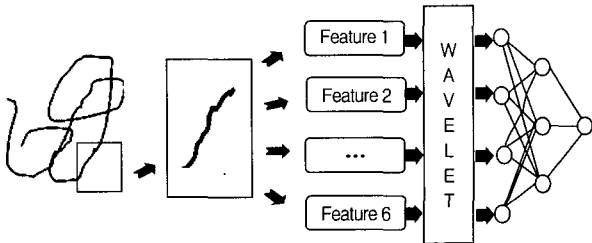
(그림 3)(a)~(c)에 나타난 바와같이, 약제 처리전의 궤적에 있어서 일반적으로 나타나는 특징은 움직임을 꼬임이 적고 움직임 패턴이 단순하다는 특징을 볼 수 있다. 실험결과 특징 분류를 위하여 이러한 특징을 본 논문에서는 “smooth” 패턴으로 정의하였다. 반대로 (그림 3)(d)~(f)와 같이 어항에 카보퓨란 0.1mg/l를 투여한 후 갈따구의 움직임을 살펴보면, 일반적으로 처리전 움직임에 비하여 매우 지그재그로 움직이



(그림 3) 약제 처리전·후의 대표적 패턴(a~c : 처리전 패턴, d~f : 처리후 패턴)

1) 1967년 푸라단(Furadan) 및 큐라테르(Curater)라는 상품명으로 개발한 카바메이트계 살충제 농약.

는 꼬인듯한 움직임의 볼 수 있다. 움직임 궤적은 대체적으로 날카로우며 비정규적으로 움직이는 패턴을 나타내고 있다. 또한 위 아래로, 즉 수직 방향으로 움직이며 떨리는 모양을 자주 나타내고 있음을 (그림 3)(d)~(f)에서 볼 수 있다. 본 논문에서는 이러한 움직임 특성을 “shaking” 패턴으로 정의하였다. 실험 전처리에서, 약제투여 전후의 관찰에 있어서 투여후에서 가장 큰 변화는 “smooth” 패턴이 현격히 감소하였음을 볼 수 있다. 물론 약제투여 전에서도 shaking 패턴의 출현이 아주 근소하게 나타남을 알 수 있었다.



(그림 4) 학습과 인식을 위한 방법론

<표 1> 초기 특징 파라미터

초기 특징 파라미터
① 생물체의 속도
② 역방향 움직임 정도
③ 구불구불한 움직임 즉, 전체 경로에 대비한 절대각도의 변화 (radian/mm)
④ y-축을 기준으로 한 최대움직임 거리(mm)
⑤ 방향 전환 비율
⑥ 움직인 시간 비율 즉, 전체 움직임 궤적 중 정지하여있는 시간 (sec)을 제외한 움직인 시간의 비율

본 논문에서는 생물학자들에 의한 기존의 갈따구에 대한 특성연구에 기반하여 수질의 오염여부의 판단을 위한 갈따구의 움직임 특성을 인공 신경망에 적용하여 학습하기 위하여, 추출한 학습데이터로 <표 1>과 같이 6가지의 특징을 선택하였다. 이렇게 선택된 6개의 특징 파라미터를 인공 신경망을 이용하여 학습하기전에 최종적으로 거치는 단계가 웨이블릿 변환이다. 본 논문에서 웨이블릿 변환을 적용한 이유는 기존의 다른 주파수 변환방법에 비교하여 웨이블릿의 경우 시간 분해능이 매우 뛰어나다 할 수 있기 때문이다. 따라서, 본 특징값의 추출을 통하여 웨이블릿 변환 계수의 학습을 통하여 실제테스트 데이터의 입력시 “shaking” 패턴의 발생시간을 탐지하기 위해서이다. 시간의 개념은 오염분석에 있어서 매우 중요한 변수라 할 수 있다. 정확한 오염시간의 탐지를 통하여 수질오염으로 발생할 수 있는 여러가지 문제점들을 예방할 수 있기 때문이다.

위의 6가지 특징중 두 번째 특징값으로 선택한 역방향 정도의 계산을 위하여 본 논문에서는 160°에서 180° 사이의 각 변화의 합에서 20만큼을 뺀 값을 사용하였다. 여기서 20을 뺀

이유는 각도를 구하기 위해서는 세 개의 좌표점이 필요하기 때문이다. 또한 6번째 특징인 정지시간의 계산은 생물체의 몸체 길이보다 작은 거리를 정지하여 있는 시간으로 정의하였다.

#### 4. 특징 파라미터

입력장치를 통하여 추적된 생물체의 움직임 데이터는 적게는 초당 2~3개의 움직임 좌표점에서 많게는 10여개의 점으로 나타낼 수 있다. 이렇게 디지털화된 경로들을 이용하여 움직임 데이터를 분석하게 된다. 본 논문에서 사용된 생물체의 움직임 궤적은 24시간동안 관찰을 통하여 추적된 결과를 일정한 윈도우 크기로 다시 분할하여 이를 분석·변환하여 학습을 거친후 사용하였다. 총 움직임 길이는 각 윈도우마다 움직인 거리의 합으로 계산되어지며, 방향전환은 연속된 세 좌표 사이의 각도의 변화로 구하여진다. 또한 본 논문에서 사용된 생물체의 성별 구별은 암놈과 수놈을 구별없이 사용하였다.

##### 4.1 생물체의 속도(speed)

움직임 특성분석에 있어서 가장 기본적으로 분석되는 항목중 하나가 관찰대상이 얼마나 빠른 속도로 움직이고 있는지를 찾는 것이다. 약제를 투여했을때 나타날 수 있는 반응으로 움직임이 급격히 빨라지거나 혹은 급격히 느려지는 현상들이 발생할 수 있다. 따라서, 이러한 현상들을 탐지하기 위하여 움직임 속도의 분석은 매우 중요하다 할 수 있다. 생물체의 속도는 한 윈도우의 크기인 1분당 움직인 거리를 계산하여 구하였다.

##### 4.2 역 방향 움직임 정도(degree of backward movement)

움직이고 있던 방향에서 반대방향, 즉 180° 만큼 움직임 방향을 회전을 하여 다시 움직이는 횟수를 나타낸다. 갑작스런 역방향 움직임의 측정은 4.5절에서 언급할 turning rate와 밀접한 관련이 있으며, 움직임 특징의 분석에 있어서 매우 중요한 변수라 할 수 있다. 아래의 식 (5)는 각도의 변화를 계산하고 있다. 일반적으로 움직임에서 정확하게 180° 만큼 방향을 전환하는 경우는 불가능하다 할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 아래의 수식에 의해 나온값이 160°~180° 정도 나왔을 경우(즉,  $\pi - 20 \times \frac{\pi}{180}$  보다 클 경우) 역방향으로 간주하였다.

$$\left| \tan^{-1} \left( \frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k} \right) - \tan^{-1} \left( \frac{y_{k+2} - y_{k+1}}{x_{k+2} - x_{k+1}} \right) \right|$$

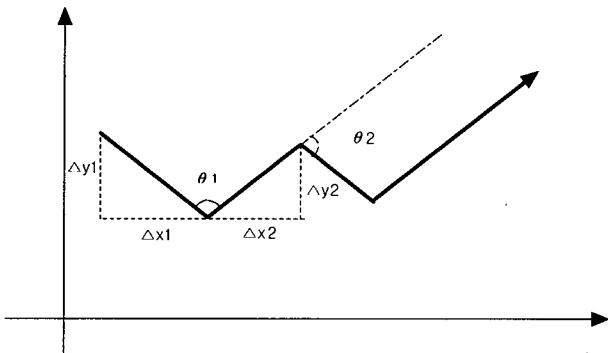
단,  $k = 0, \dots, N-1$ ,  $N$ 은 움직인 횟수 (5)

##### 4.3 구불구불한 움직임(Meander)

일반적으로 meander는 움직임의 궤적중에서 구불구불하게

움직인 모양을 나타낸다. 즉, 주어진 단위거리당 얼마나 방향을 바꾸었는가와 관련이 있다 할 수 있다[15]. Meander의 경우 초당 움직인 거리와 초당 방향전환의 횟수와 관련이 있다. 즉, 생물체의 행동을 분석할때 테스트 생물체의 알려진 움직임 특성과 비교하여 주어진 시간동안 얼마만큼 에너지를 소비하여 움직일 수 있는가와 비선형적인 움직임이 얼마나 많이 존재하는가를 분석하여 본다면 현재 생물체의 상태를 분석할 수 있을 것이다. 이를 수식으로 나타내면 식 (6)과 같다.

$$\text{Meander} = \frac{\sum_{k=1}^{N-2} \left| \tan^{-1}\left(\frac{y_{k+1}-y_k}{x_{k+1}-x_k}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{y_{k+2}-y_{k+1}}{x_{k+2}-x_{k+1}}\right) \right|}{\sum_{k=1}^{N-3} \sqrt{(x_{k+1}-x_k)^2 + (y_{k+1}-y_k)^2}} \quad (6)$$



(그림 5) 움직임 각도의 계산

4.4 y-축을 기준으로 한 최대움직임 거리(maximum distance in y-axis)

움직임 특성을 분석하기 위한 한 가지 방법으로써 X축을 제외하고 Y축을 기준으로 한 움직임 거리중 최대움직임 거리를 이상 움직임의 패턴들 중 하나로 추출하였다. 이는 갈따구 움직임 분석결과 X좌표의 움직임보다 Y좌표의 움직임에 대하여 특징이 많이 나타남을 볼 수 있었음에 기인하였다.

$$\text{Max distance} = \text{Maximum}(y_{i+1} - y_i), \quad \text{단, } i = 0, \dots, N-1 \quad (7)$$

4.5 방향전환 비율(turning rate)

Turning rate는 시계방향을 기준으로하여 시계방향 또는 반 시계방향으로 회전하였는가를 판단하는 것이다. 본 논문에서는 시계방향과 반 시계방향에 대하여 각각의 방향전환의 합을 전체의 움직임 시간으로 나누어 turning rate를 계산하였다.

4.6 움직인 시간 비율(locomotory rate)

Locomotory rate는 오염여부의 판정을 위하여 입력되는

좌표값에서 생물체의 정지한 시간을 제외한 움직이는 시간만을 계산하게 된다. 즉, 움직이지않은 시간을 제외한 나머지 시간에서의 움직임 분석이라 할 수 있다. 물론 움직이지 않고 정지해있는 시간 또한 특징값 분석에서 매우 중요한 부분을 차지하고 있다 할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 정지해 있는 시간동안의 특징과 움직이고있는 시간동안의 특징을 분리해서 추출한후 최종적으로 각각의 성분을 고려하여 분석하고자 한다. Locomotory rate는 움직임 거리 대 단위 시간으로 표현 가능하다.

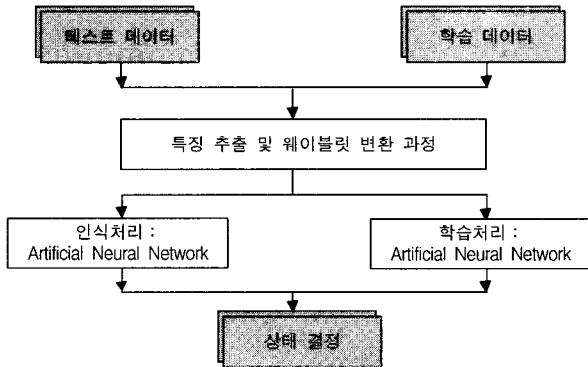
5. 실험 방법 및 결과

5.1 실험 방법

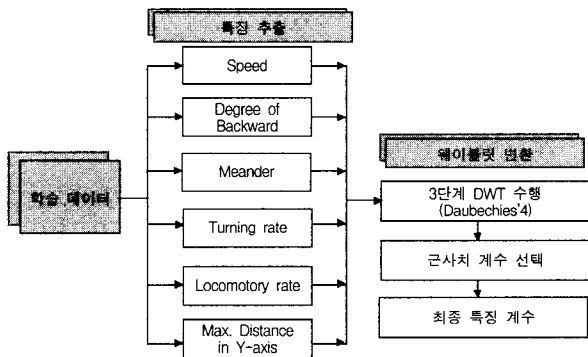
본 논문에서는 환경 모니터링 시스템을 구현하기 위하여 신경회로망을 이용하여 생물체의 움직임을 자동으로 분석하고 인식하여 그때그때의 상태를 자동으로 판별할 수 있는 방법론을 소개하였다. 이를위하여 우선 이루어져야 할 작업은 인공 신경망을 통하여 특징 데이터들에 대해 학습을 수행하여야한다. 본 논문에서는 이러한 과정을 위하여, 모두 15마리의 갈따구 개체들 중 유사한 움직임 유형을 갖는 9마리의 개체를 최종 실험데이터로 선택한후 인공 신경망의 학습을 위하여 이들중 4마리의 개체를 선택하여 학습하였으며 나머지 5마리의 개체는 학습결과의 평가를 위하여 사용하였다. 그리고, 약제처리 전후에서 각각 공통되는 행동을 뽑기 위하여 4마리의 학습용 개체에 대하여, 수 작업을 통하여 약제 처리전의 특징(smooth)과 처리후의 패턴(shaking)을 각각 16개씩 뽑았다. 하지만, 이렇게 추출된 특징들은 또한 그대로 학습을 하기에는 세부특징들을 추출하지 못하고 있다는 단점이 존재한다. 즉, 움직임 궤적 자체만으로는 약물 처리 전후에서 공통적으로 존재하는 유사한 움직임 패턴들을 구분하지 못한다는 것이다. 따라서, 이러한 단점을 극복하기 위하여 각 상태의 16개의 패턴들에 대하여 4장에서 언급한 공통된 특징 6가지를 다시 추출하였다. 물론, 이러한 후처리 과정은 새로운 테스트 데이터가 입력되었을 때 공통된 과정을 다시 수행을 하여야 한다는 부가적인 연산에 대한 단점이 존재하지만, 환경 모니터링 시스템에서 가장 중요하게 여기는 오인식의 문제를 해결하기 위하여는 필요한 요건이라 하겠다. 그리고, 이렇게 추출된 6개의 공통된 특징 파라미터 자체를 신경망의 학습을 위한 입력으로 사용하기전에 DWT를 수행하였다. 여기서 DWT를 수행한 목적은 오염물질의 유입시간을 판별하기 위하여 웨이블릿 변화의 장점들중 하나인 시간 분해능을 이용하기 위하여 각 파라미터들에 대하여 DWT를 수행한후, 최종 계수값들을 신경망의 학습을 위한 입력값으로 선택하였다.

본 논문에서 제안하는 방법의 개략적인 흐름도는 (그림 6), (그림 7)과 같다. (그림 6)은 전체시스템의 흐름도를 나타내고 있으며, (그림 7)은 학습을 위한 특징 추출의 과정을

나타내고 있다. 흐름도에서 보듯이 DWT를 적용하기 위해서는 적당한 기저함수를 선택하는 문제가 존재한다. 그리고 웨이블릿 함수에는 수많은 기저함수들이 존재하고 있다. 본 논문에서는 이러한 기저함수들 중 Daubechies-4 함수를 선택하였다. 환경 모니터링 시스템을 설계하면서 사용한 생물체의 움직임 특성을 고려하였을때, 송사리의 움직임과 같은 경우는 Haar 웨이블릿이 가장 적합한 기저함수임을 알 수 있었고, 본 논문에서 사용한 갈따구의 움직임 특성에 가장 근접하는 파형을 가지고 있는 것은 Daubechies-4에 해당함을 알 수 있었다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 Daubechies-4 웨이블릿을 이용하여 3단계 DWT를 수행한후, 최저주파수에 해당하는 근사치 계수를 최종 특징 계수값으로 설정하였다. 이렇게 추출된 특징 계수값들을 신경회로망의 입력노드로 할당하여 학습을 수행하였다. 그리고, 테스트 데이터의 입력시 학습데이터와 동일한 단계인 특징 추출 및 웨이블릿 변환을 거친다음 인공 신경망을 통한 인식과정을 거친 후 최종적으로 오염여부를 판별하게 된다.



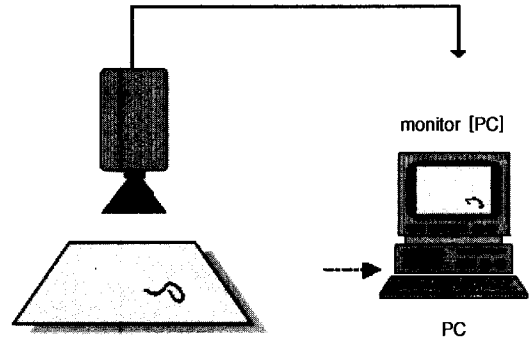
(그림 6) 웨이블릿 변환과 인공 신경망을 이용한 통합 시스템 블록도



(그림 7) 웨이블릿 변환과 인공 신경망을 통한 특징추출 및 웨이블릿 변환과정

본 논문의 실험은 WindowsXP 상에서 Visual C++6.0과 Matlab 6.1을 사용하여 이루어졌다. (그림 8)은 본 논문의 실험 환경을 나타내고 있으며, 수중에 카보퓨란(Cabofuran)을 투여하기 전·후 갈따구의 움직임 변화를 각각 4일간 관

찰하였다. 카보퓨란의 경우 매우 적은양으로도 생물체에 치명적인 영향을 미칠수 있는 독성물질로서 현재 우리의 주변에서 환경오염원의 큰위치를 차지하고있는 독성물질이라 할 수 있다. 또한 실험은 실제계의 상태와 유사하게 만들기 위하여 명기와 암기를 각각 10시간과 14시간으로 설정하여 관찰하였다. 또한 입력데이터의 규모에 기인하여 전체 입력데이터는 1분 단위로 윈도우를 분할하여 분석하였으며, 각 윈도우간의 비연속성 문제를 해결하기 위하여 30초의 중첩 시간을 두어 처리하였다.



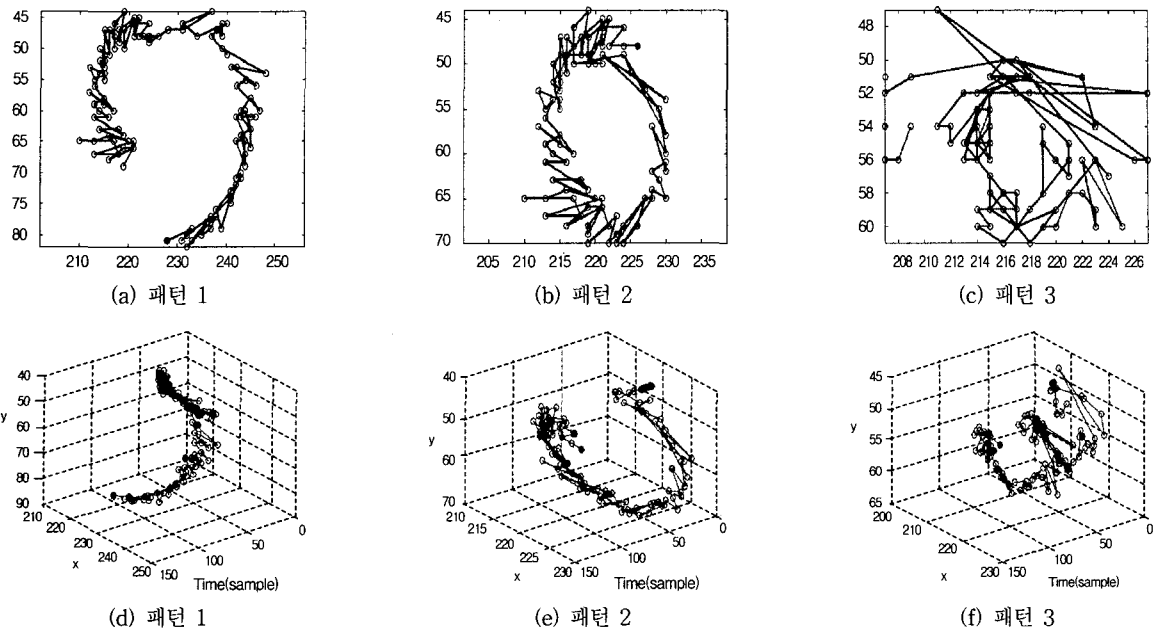
(그림 8) 실험장치 구성도

5.2 실험 결과

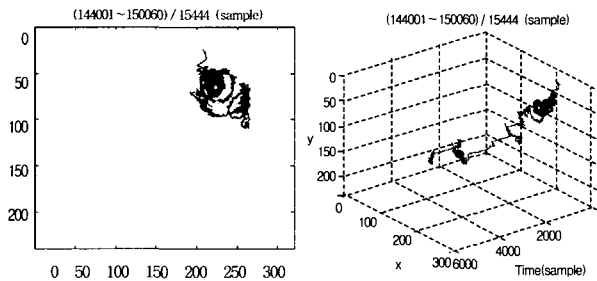
(그림 9)와 (그림 10)은 약물을 투여한후 나타나는 대표적인 행동패턴을 나타내고 있다. 그림에서 보듯이 움직임이 (그림 11)과는 달리 빙글빙글 돌거나 작은 떨림현상을 나타내며 지그재그 형태로 움직이는 패턴을 많이 나타내고 있음을 알 수 있었다. 이러한 패턴을 본 논문에서는 shaking 패턴으로 정의하였으며 전체 관측시간에서 약물처리 전에 비하여 약물처리 후에 많이 나타나고 있음을 알 수 있었다.

<표 2>는 약제처리 전 후의 패턴들에 대한 평균 탐지율 (%)과 표준편차를 나타내고 있다. 표에서 나타나고 있는 값들은 다음과 같다. 표에 나타나있듯이 약제처리 전에 대표적으로 나타나는 smooth 패턴의 경우 처리전에는 70.7~84.5% 정도 분포해 있었으나, 약제처리 후에는 55.7~68.8% 정도로 감소함을 알 수 있었다. 이와는 반대로, 약제처리 후에 대표적으로 나타나는 shaking 패턴의 경우 처리전에는 11.0~12.1% 정도 분포해 있었으나, 약제처리 후에는 22.2~31.0% 정도로 증가함을 알 수 있었다. 이러한 결과에서 한 가지 주목할 수 있는 점은 smooth 패턴과 shaking 패턴이 약제처리 전·후에서 차이가 나고있다는 점이다.

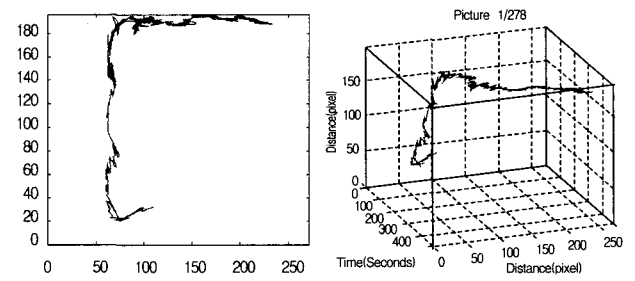
또한, smooth 패턴과 shaking 패턴의 경우 웨이블릿을 적용하여 시간 영역상에서도 인식 가능하게 되었다. (그림 12)에서 smooth 패턴에 해당하는 부분은 'x'형태로 표현이 되어있고, shaking 패턴에 해당하는 부분은 '.' 형태로 표현되어있다. 이는 인공 신경망과 웨이블릿이 시간 영역상에서 생물체의 행동패턴을 탐지하는데 유용하게 쓰일 수 있음을 보여주고 있다.



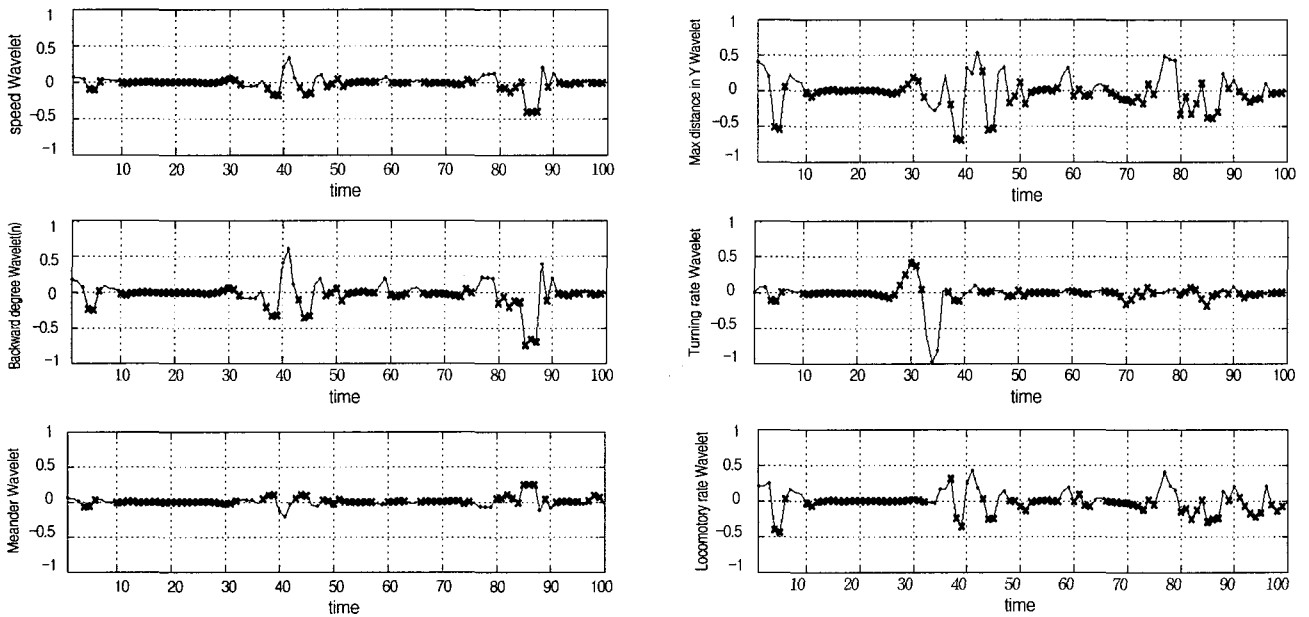
(그림 9) Carbofuran 처리후의 행동 궤적(a-c : 2차원, d-f : 3차원)



(그림 10) Carbofuran 처리후의 대표적인 예



(그림 11) Carbofuran 처리전의 대표적인 예



• : shaking pattern, × : smooth pattern

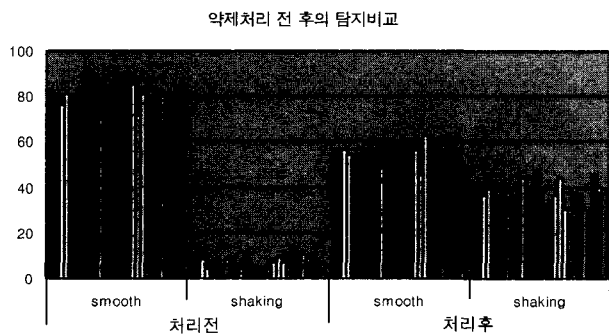
(그림 12) 약제처리 후의 시간축을 따른 패턴 탐지 결과의 예



〈표 2〉 카보퓨란으로 처리된 깔따구의 움직임 궤적에서의 smooth 와 shaking 패턴에 대한 인공 신경망에 의한 탐지율의 비교

	개체의 종류	개체 1		개체 2		개체 3	
	패턴	smooth	shaking	smooth	shaking	smooth	shaking
처리 전	평균	74.50	10.59	70.71	11.09	74.44	12.11
	표준편차	8.08	6.67	10.63	9.25	14.54	9.31
처리 후	평균	55.67	31.01	64.20	22.20	68.83	22.83
	표준편차	5.52	8.34	12.60	13.40	10.53	7.47

(그림 13)은 약제처리 전·후 2일째에 해당하는 탐지율 비교를 나타내고 있다. 그림에서 보듯이 약제처리 전에는 shaking 패턴에 비해 smooth 패턴이 많이 발생하고있으나, 약제처리 후에는 shaking 패턴이 현저히 증가하는 것을 볼 수 있다.



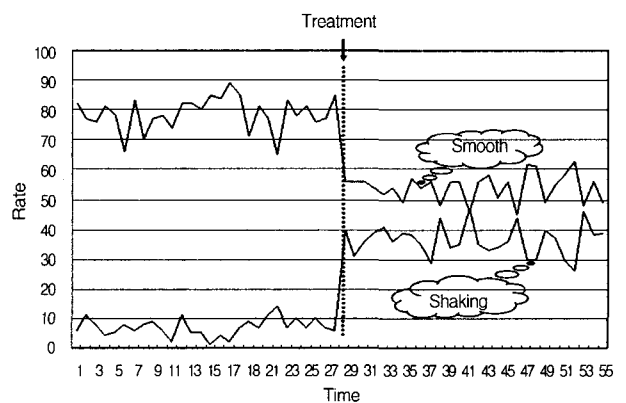
(그림 13) 약제처리 전·후 2일째 탐지 결과(단, 각 막대는 100분에 해당하는 탐지율을 나타냄)

6. 결 론

본 논문에서는 유해물질에 더욱 민감하게 반응하는 대표 생물체들의 움직임을 분석하여 환경의 오염상태 특히, 수질의 오염상태를 분석하는 방법을 제시하고 있다. 또한 본 논문에서는 웨이블릿 변환을 적용하여 오염물질이 투입되어 생물체에 영향을 미치기 시작하는 정확한 시점을 찾아낼 수 있었다. 실험을 위하여 우선 지표 생물들중 하나인 깔따구(Chironomid)를 사용하여 오염 여부를 실험하였다. 모든 실험은 반자연적인(semi-natural) 상태에서 진행되었으며 약제 카보퓨란(Carbofuran 0.1mg/l) 처리 전·후 이틀씩 모두 4일에 걸쳐서 연속적으로 진행되었다. 본 논문에서는 깔따구의 움직임 탐지를 위하여 우선 디지털 카메라를 이용하여 영상을 획득한 후, 획득된 영상에서 생물체들의 영역을 분할한 다음 이를 추적하여 움직임 좌표를 얻었다. 이렇게 얻어진 좌표값에 기반하여 모두 6가지의 수리적 성분을 특징값으로 추출하였으며 이러한 6가지 특징을 이용하여 후처리로써 시간 탐지를 위해 웨이블릿 변환을 거친후 오류역전과 알고리즘을 적용하여 대표적인 특징을 학습하였다. 실험 결과 일반적으로 약제를 처리하지 않은 생물체의 움직임은 전형적으로

부드러운 궤적을 그리며 이동하는 패턴을 나타낸 반면, 약제를 처리한후 움직임은 종종 작은 떨림모양의 패턴을 나타냄을 알 수 있었다. 이러한 부드러운 패턴과 떨림 패턴을 관찰한 후 각각에 대하여 전형적인 패턴을 추출하여 인공 신경망을 통하여 학습하였다. 학습에 사용된 특징 파라미터로는 생물체의 속도(speed), 역방향 움직임 정도(degree of backward movements), 방향전환 비율(turning rate), Y좌표에 대하여 단위시간 동안 움직인 최대거리(maximum distance in Y-axis), 구불구불한 움직임(meander), 움직인 시간 비율(locomotory rate)등 모두 6가지의 특징을 추출하여 오류 역전과 알고리즘의 입력노드로 사용하였으며, 하나의 은닉층을 구성하여 은닉층에는 모두 8개의 노드를 할당하였고, 출력층에는 smooth 패턴과 shaking 패턴의 구분을 위한 이진 정보의 구성을 위해 하나의 출력노드를 할당하였다.

본 논문의 실험 결과, smooth 패턴과 shaking 패턴 발생의 경우도 빈도의 차이는 있으나 카보퓨란 처리 전후의 움직임 궤적에서 나타나고 있음을 알 수 있었다. 어쨌거나, 두 가지 패턴들의 발생은 카보퓨란 처리후에 발생빈도수 및 빈도간격에서 크게 차이가 남을 알 수 있었다. (그림 14)와 같이 “Shaking” 패턴이 깔따구에 카보퓨란 처리를 가한 후 매우 큰폭으로 증가하는데 반해서 “smooth” 패턴은 큰폭으로 감소함을 볼 수 있다. 또한 카보퓨란 처리후의 인식률의 변화는 더욱 명확하게 나타남을 알 수 있었다. 그리고 명기와 암기단계 사이의 빈도의 차이는 발생하나 인식률의 차이는 그다지 나지않음을 알 수 있었다. 즉, 약물처리와 조명과의 상호관계는 오염도의 분석에서 그다지 큰요인이 되지않음을 알 수 있었다.



(그림 14) 약제처리 전·후 2일째 탐지율의 비교

본 논문에서 제안한 방법들은 환경오염 특히 수질오염 감시의 제 1 조건인 오염 판단의 센서라 할 수 있는 생물종의 선택 문제에서 기존의 수입 시스템과는 달리 국내 생물종을 사용하였으며 생·화학적 방법이 아닌 영상시스템에 기반한 방법으로 실세계에서의 환경오염을 예방할 수 있는 방법을 제안하였다할 수 있겠다.

참 고 문 헌

- [1] Lemly, A. D., Smith, R. J., A "behavioral assay for assessing effects of pollutants of fish chemoreception," *Ecotoxicology and Environmental Safety* 11(2), pp.210-218, 1986.
- [2] Dutta, H., Marcelino, J., Richmonds, Ch., "Brain acetylcholinesterase activity and optomotor behavior in bluegills, *Lepomis macrochirus* exposed to different concentrations of diazinon," *Arch. Intern. Physiol. Biochim. Biophys.*, 100(5), pp.331-334, 1992.
- [3] Alt, W., Hoffman, G., "Biological Motion," Lecture notes in Biomathematics. Springer-Verlag, Berlin, 1989.
- [4] Tourtellot, M. K., Collins, R. D., Bell, W. J., "The problem of movelength and turn definition in analysis of orientation data," *Journal of Theoretical Biology* 150, pp.287-297, 1991.
- [5] Tchernichovski, O., Benjamini, Y., "The dynamics of long-term exploration in the rat Part II. An analytical model of the kinematic structure of rat exploratory behavior," *Biological Cybernetics* 78, pp.433-440, 1998.
- [6] Lippmann, R. P., "An Introduction to Computing with Neural Nets," *IEEE ASSP Magazine*, pp.4-22, April, 1987.
- [7] Zurada, J. M., *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, New York, 1992.
- [8] Inn-sil Kwak, Tae-Soo Chon, Hyun-Min Kang, Nam-il Chung, Jong-Sang Kim, Sung Cheol Koh, Sung-Kyu Lee and Yoo-Shin Kim, "Monitoring the Movement Tracks of Medaka (*Oryzias latipes*) in Response to Sub-Lethal Treatments of an Insecticide by Using Artificial Neural Networks," *Journal of Environmental Pollution* (in press), 2002.
- [9] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., "Learning internal representations by error propagation, in Parallel distributed processing : explorations in the microstructure of cognition," In : Rumelhart, D. E., McClelland, J. L.(Eds.), MIT Press, Cambridge MA. pp.318-362, 1986.
- [10] Michael Chester, *Neural Networks : A Tutorial*, PTR Prentice Hall, 1993.
- [11] Tomas Clemen, "The use of scale information for integrating simulation models into environmental information systems," *Journal of Ecological Modeling* 108, pp.107-113, 1998.
- [12] C. Sidney Burrus, Ramesh A. Gopinath, and Haitao Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms*, Prentice-Hall International, Inc., 1998.
- [13] Gilbert Strang, Truong Nguyen, *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [14] Yves Meyer, *Wavelets : algorithms and applications*, Siam, 1993.
- [15] R. D. Collins, R. N. Gargesh, A. D. Maltby, R. J. Roggero, M. K. Tourtellot and W. J. Bell, "Innate control of local search behaviour in the house fly, *Musca domestica*," *Journal of Physiological Entomology*, Vol.19, pp.165-172, 1994.



김 철 기

e-mail : kck@harmony.cs.pusan.ac.kr  
 1999년 부산대학교 전자계산학과(학사)  
 2001년 부산대학교 전자계산학과(이학석사)  
 2002년~현재 부산대학교 전자계산학과  
 박사과정  
 관심분야 : 영상처리, 웨이블릿, 신경회로망,  
 컴퓨터비전 등



차 의 영

e-mail : eycha@pnu.edu  
 1979년 경북대학교 전자공학과(학사)  
 1982년 서울대학교 계산통계학과(이학석사)  
 1998년 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사)  
 1985년~현재 부산대학교 전자계산학과  
 교수  
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 신경회로망, 웨이블릿