

뉴럴 네트워크 기반 토질 모델을 이용한 굴삭기의 최적 경로생성 Optimal Path Generation for Excavator with Neural Networks Based Soil Models

*이상학¹, #홍대희¹, 박형주¹, 배장호¹

*S. Lee(sanghak@korea.ac.kr), #D. Hong(dhhong@korea.ac.kr), H. J. Park, J. H. Bae.

¹ 고려대학교 기계공학과

Key words : neural network, excavator, force sensor, bucket, path generation

1. 서론

오늘날 굴삭기는 광범위한 작업장에서 다양한 작업을 수행하고 있다. 이러한 작업을 하는 운전자는 위험하고 더러운 환경에 노출 되며, 많은 반복적이고 단순한 일을 하게 된다. 그럼에도 불구하고 굴삭기를 운전하는 사람이 정교한 기술로 작업을 수행하기 위해서는 10 년에서 15 년의 경력을 얻어야만 어떠한 어려움도 없이 빠른 시간에 작업을 완수 할 수 있게 된다. 굴삭기를 자동화 한다는 것은 작업의 단조로움을 피하고, 안정성을 확보할 수 있으며, 숙련자들이 갖고 있는 숙련된 굴삭 기술을 언제든지 적용할 수 있다는데 있다.

굴삭기를 자동화 하기 위해서는 숙련된 작업자가 15 년간 쌓아온 정보를 이용해서 굴삭기 팁의 경로 결정하는 과정과 유사한 프로세스를 분석해서 적용 할 필요가 있다. 굴삭기 숙련자는 굴삭 작업을 할 때, 다음과 같은 순서를 통해서 굴삭기 버킷팁의 경로를 결정한다. 첫째, 지형을 분석하고 굴삭기가 도달 할 수 있는 작업 범위를 결정해서 우선적으로 작업할 작업 지역을 선택한다. 둘째, 작업 지역이 결정이 되면, 시각에 의존해서 그 지역에 토질의 특성을 분석해서 토질의 종류를 결정하고, 굴삭기 버킷으로 토질을 반복적으로 일부분을 파보는 과정을 통해서 토질의 종류를 최종적으로 결정한다. 마지막으로 작업자는 버킷에 담을 수 있는 흙의 최대 양과 흙으로부터 오는 반력으로 굴삭기 자세가 위험해 지는 것을 피해서 최종 경로를 결정하게 된다. 경로를 결정하는 가장 중요한 요소로는 흙의 특성, 굴삭기의 구조, 반력 한계 그리고 버킷의 부피 그리고 작업의 시간 등이 있다.

토질의 분류는 토질의 불규칙하고 예측 할 수 없는 특성 때문에 정리된 분석적인 방법을 사용할 수 없다. 최악의 경우에는 모든 흙 알갱이들의 위치를 파악해서 분석하는 방법을 써야 하지만, 현실적으로 불가능하며 광대한 자료를 처리해야 되는 과정이 필수적이다. 따라서 이 논문에서는 굴삭기 운전자가 흙을 확인하기 위해서 버킷팁에 전달되는 힘을 테스트 하는 방법과 동일하게 굴삭로봇에 전달되는 반력을 측정하여 흙의 특성을 분류 하려고 한다. 토질의 다양성, 불규칙성을 고려해서 뉴럴 네트워크 기반 토질 모델을 사용하여 훈련 과정을 거쳐 필드에서 토질을 분류하기 위한 알고리즘을 개발 할 것이다.

2. 경로 분석

작업자가 굴삭을 위해서 계획하는 경로는 많은 변수들을 가지고, 작업자의 결정에 의해서 최종 경로가 결정되게 된다. 하지만, 이렇게 결정된 경로는 작업자의 시행착오와 주변 환경에 영향을 받으며 계속 수정되면서 작업을 완료하게 된다. 작업자에 의해서 결정되는 버킷팁의 경로는 Fig. 1. 과 같이 묘사할 수 있으며, 경로를 결정하게 되는 중요한 인자로 입사각 (버킷팁과 흙의 각도, ρ), 깊이(h), 길이(d), 버킷부피(v)로 단순화 할 수 있다.

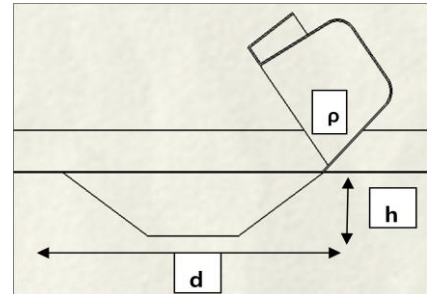


Fig.1.The path of excavator tip

변수를 선택하여 작업자가 구상할 수 있는 경로는 수없이 많다. 하지만 환경의 영향과 굴삭기의 구조에서 오는 제약 때문에 작업자가 선택하는 경로는 많은 부분 좁혀지게 된다. 이렇게 불가능한 경로들을 제거해 나가면서 굴삭기가 수행 할 수 있는 최적의 경로를 결정하는 프로세스를 만든다면, 숙련자가 변수를 결정하여 최적의 경로를 선택하는 과정과 동일하게 된다. 이 논문에서 경로를 구축하기 위한 조건으로 부피 구속, 굴삭기 구조적인 구속, 힘 구속 그리고 작업시간의 구속 등이 고려 된다.

3. 뉴럴 네트워크 기반 토질 분류

뉴럴 네트워크 모델은 불확실하고 어떤 특성이 명확하지 않은 대상들의 연결 시켜주는 역할을 하며, 근래에 로봇, 비전, 경제 분야 등에서 널리 사용 되고 있다. 숙련자가 경로를 결정하는 과정에서 많은 작업장에서 경험한 토질에 대한 경험을 가지고, 현재 작업하는 토질의 종류를 구별해 내는 방법과 동일한 과정으로 뉴럴 네트워크 알고리즘으로 만들었다. 따라서 숙련자가 과거에 훈련하는 과정을 굴삭로봇은 미리 현장에 투입되기 전에 경험하고, 배워 숙련자가 버킷으로 땅의 단단하기를 확인해 흙을 분류해 낼 수 있는 방법과 동일하게 흙을 구별해 경로를 선택하게 된다.

허브룰(donald hebb rule)은 1949 년에 제안된 최초의 뉴럴 네트워크 모델이다. 패턴 인식에 있어서 강력한 기능을 보이며, 가중 메트릭스를 만드는 과정에서 사용되는 수도인버스 메트릭스는 허브룰을 더욱 강력하게 만들어 주고 있다. 토질의 분류에 이용한 뉴럴 네트워크 모델은 토질을 파는 과정에서 발생하는 힘의 그래프들을 구별하는데 유용하게 이용된다.

입력(p)에 대해서 출력(t)를 나오게 하는 뉴럴 네트워크 모델이다. 3 개의 입력값을 $P = [p_1, p_2, p_3]$ 이고, 출력을 $T = [t_1, t_2, t_3]$ 이라고 한다면, $W = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + t_3 p_3^T$ 이 된다. 결국 입력과 출력값이 W 메트릭스를 만들게 되고 서로를 연결하는 역할을 하게 되며, 이렇게 만들어진 W 메트릭스는 새로운 입력값에 대한 출력 값을 찾아가게 만든다.

뉴럴 네트워크를 이용한 흙 분류 알고리즘은 흙을 훈련하여 weight matrix 를 강화해 나가는 learning 과정과 모르는 새로운 흙을 기존 흙과 비교하여 찾아내는 두 가지 과정으로 나뉜다.

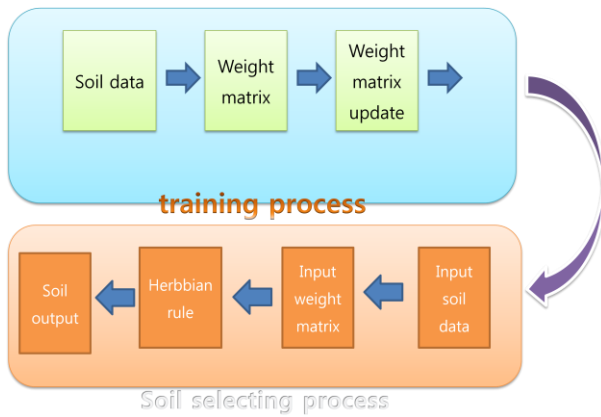


Fig.2. soil type identification process

훈련과정에서 새로운 4 가지 흙에 대한 반력 그래프를 얻어내고, 중복된 실험에서 그래프를 매트릭스형태로 저장하여 하중 매트릭스를 만들어 낸다. 수 차례 반복되는 훈련 과정이 끝나면, 얻어낸 하중 매트릭스를 이용해서 두 번째 새로운 흙이 어떤 흙과 유사한 반력값을 갖는지 골라내게 된다. 다음은 시뮬레이션으로 얻는 가상의 흙에 대한 결과이다.

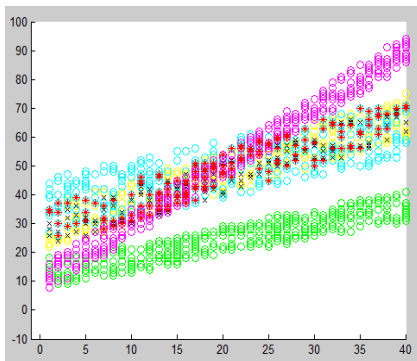


Fig.3. Four types of training soils (green-soil1, blue-soil2, yellow-soil3, purple-soil4). Unidentified soil /input soil (black). Selected soil type /output soil (red)

Fig.3. 은 4 가지 흙을 통해서 얻어낸 매트릭스(연두색, 노란색, 파란색, 보라색)와 4 가지 흙 중에서 soil2 입력(검은색)을 넣었을 때, 가장 유사한 패턴인 soil2 을 찾아낸다.

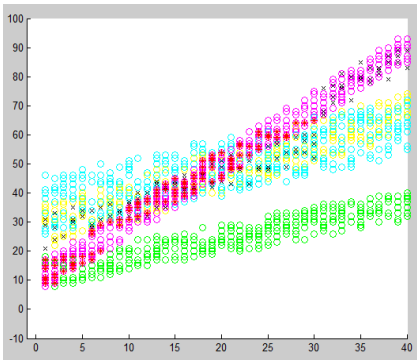


Fig.4. Four types of training soils (green-soil1, blue-soil2, yellow-soil3, purple-soil4). Unidentified soil /input soil (black). Selected soil type /output soil (red)

Fig.4. 은 새로운 흙을 파란색에서 중간에 왜곡 시켜 바꾼 값을 넣었을 때, 새로운 흙이 파란색 흙보다는 보라색 흙에 더 가까운 특성을 갖는다는 결과를 보여주고 있다.

4. 실험

흙의 불확실한 성질 때문에 실제 굴삭기를 개조해서 실험을 하는 방법이 가장 이상적이겠지만, 이론적인 검증은 위해서 삼성 fara-at2 모델을 이용해서 굴삭기와 동일한 구조를 만들었다. 굴삭기 끝에 힘 측정 센서와 버킷을 부착하고, 버킷에 130%에 해당하는 임의의 경로($\rho : 35, h:70, d:400, w:150$)를 만들어 다양한 토양에 관해서 반복적인 힘 측정을 하였다. 굴삭기 버킷은 stainless steel 재질로 사용하였고, 균일한 흙을 굴삭하는 구조를 갖는다.

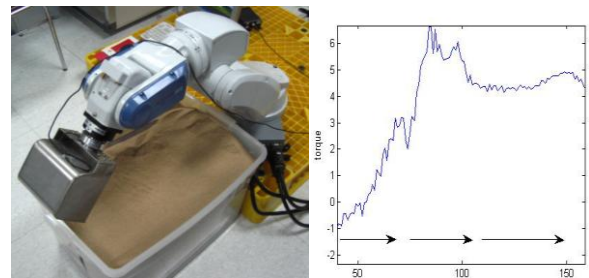


Fig.5. robot excavator, test result

5. 결론

굴삭기의 경로를 자동으로 결정하고자 굴삭기 운전자가 결정해야 되는 조건들로 토질의 종류와 구속조건으로 접근하였다. 또한, 숙련자와 비숙련자의 경로를 구별할 수 있는 구속 조건들을 사용하여 최적 경로를 결정하는데 이용하였다. 불확실한 토질의 특성을 구별하기 위해서 뉴럴 네트워크 모델을 사용하여 토질의 종류를 구별하고, 흙의 단단하기를 기초로 구속조건을 만족하는 경로를 선택하게 된다. 앞으로 실제 흙의 반력 실험과 구속 조건을 추가한다면, 숙련자가 결정하는 경로와 유사한 최적의 경로를 만들게 될 것이다.

후기

본 연구는 건설교통부 건설기술혁신사업의 연구비지원(06첨단융합 C01)에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

- 1 Martin T. Hagan, Howard B, Mark H. Beale, Neural Network Design, PWS Publishing co.,20 Park Plaza, Boston, MA 1996
- 2 Sanjiv Singh, "Synthesis of Tactical Plans for Robotic Excavation," Ph.D. dissertation, The Robotics Institute, Carnegie Mellon Univ., Pittsburgh, PA, 1995.
- 3 Won Hong, "Modeling, Estimation, and Control of Robot-Soil Interactions," Ph.D. dissertation, Dept. Mech. Eng., MIT, Cambridge, MA, 2001.
- 4 W. F. Chen and X. L. Liu. Limit Analysis in Soil Mechanics. Elsevier, Amsterdam, 1990.
- 5 Joseph George Frankel, "Development of a Haptic Backhoe Testbed," M.S. thesis. Mech. Eng., GIT, Atlanta, GA, 2004.
- 6 C. P. Tan, "Online Soil-bucket Interaction Identification for Autonomous Excavation," in *Conf. Rec. 2005 IEEE Int. Conf. on Robotic and Automation*, pp. 3576-3581.