

GIS와 인공지능망을 이용한 폐탄광지역의 지반침하 위험도 분석

김기동^{1)*} · 김정우²⁾ · 박혁진²⁾

1. 서 론

경제성이 감소하는 국내 석탄광을 폐광하기 시작한 1989년 이후, 폐탄광 지역에서 발생하는 지반침하에 의해 공공시설인 도로, 철도 및 가옥 등이 피해를 입고 있어 재산과 안전상의 문제가 보고되고 있다. 본 연구는 삼척탄전에 속하였던 강원도 삼척시 도계읍 심포리와 고사리에 위치하는 구 한양탄광과 구 삼마탄광 주변의 지반침하 위험범위를 정량적으로 분석하고 검증하기 위하여 수행되었다.

2. 본 론

연구지역에 대하여 1999년과 2000년에 석탄산업합리화사업단(현, 광해방지사업단)에서 수행한 지반안정성 정밀조사 및 지반조사 결과, 두 지역에서 각각 28개 및 21개소의 지반침하 징후가 발견되었다. 지반조사 시에 취득된 지질특성, 관측된 침하지의 규모, 현장조사 및 실내 시험 자료를 취합하여 분석에 필요한 GIS(Geographic Information System) 데이터베이스를 구축하였다. 지반침하 발생 지역과 구축된 데이터베이스 사이의 공간분석을 통하여 침하와 관련이 있는 것으로 해석된 (1)갯심도, (2)갯으로부터의 수평거리, (3)지질, (4)경사도, (5)지하수 심도, (6)투수계수, (7)토지특성의 7개 요인들을 지반침하 관련요인으로 선정하였다.

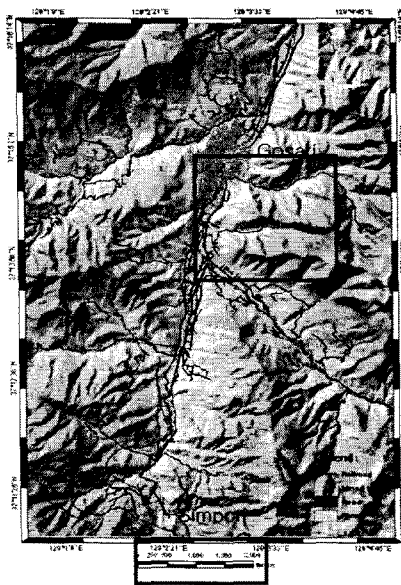


Fig. 1. Study areas with mined tunnel.

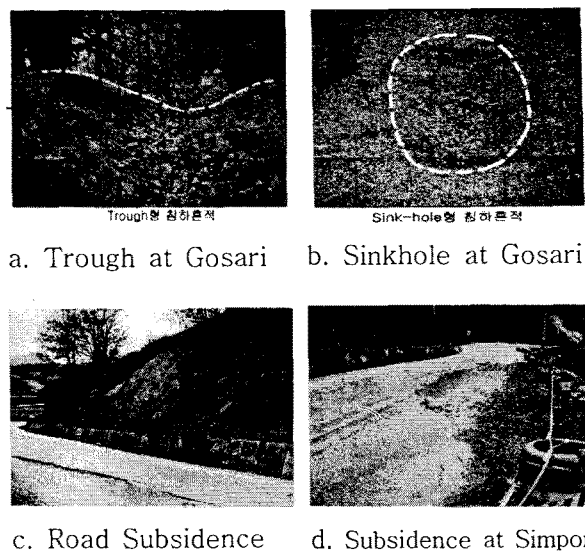


Fig. 2. Photographs of subsidences in 1999 and 2000.

주요어 : 지반침하, 폐탄광, GIS, 인공지능망, 현장조사 검증

1) 세종대학교 지구정보공학과 지질재해정보연구소(kidong@yonsei.ac.kr)

2) 세종대학교 지구정보공학과

Tomaž and Goran(2003)은, 채굴 변수와 침하지의 좌표 정보를 입력값으로 사용하고 출력값이 지표침하를 나타내도록, 다층 전향보상 신경망(multi-layer feed-forward neural network)을 이용하여 지하채굴에 의한 지표에서의 수직 침하량을 예측한 바 있다. 본 연구에서는 오류역전파 알고리즘 인공신경망(error backpropagation algorithm neural network, figure 3)의 특성 중, 가중치를 역으로 계산해줌으로써 입력 자료의 중요도를 파악할 수 있다는 점을 이용하였다(이사로, 1999).

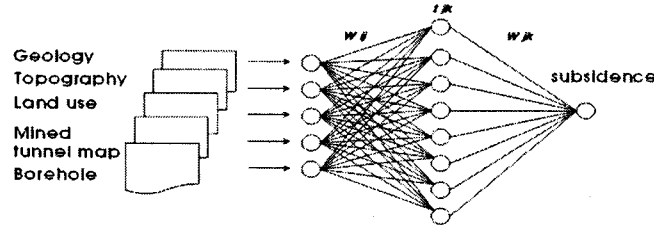


Fig. 3. Three layer Multi-Layer Perceptron backpropagation neural network algorithm.

즉, 최적의 중간 가중치 값을 역전파하여 계산함으로써 입력 자료에 해당하는 각 지반침하 관련 요인의 가중치를 계산할 수 있었다(Table 1, table 2).

Table 1. Weight of each factors calculated by neural network at Simpori.

Run Factors	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mean	S.D.	N. W.*
Depth drift	0.1442	0.2103	0.1671	0.1862	0.2201	0.1648	0.1541	0.2079	0.1511	0.1612	0.1767	0.0274	1.6147
Distance drift	0.1767	0.1227	0.1718	0.0896	0.1423	0.1693	0.1509	0.1095	0.1577	0.1167	0.1407	0.0297	1.2859
Permeability	0.1413	0.1314	0.1585	0.1400	0.1354	0.1450	0.1010	0.1113	0.1114	0.1301	0.1305	0.0177	1.1929
Slope	0.1016	0.0820	0.0729	0.0994	0.1167	0.1834	0.0829	0.1138	0.1055	0.1361	0.1094	0.0320	1.0000
Depth of ground water	0.1774	0.1317	0.2061	0.1407	0.1368	0.1535	0.1772	0.1467	0.2025	0.1494	0.1622	0.0269	1.4822
Geology	0.1613	0.1779	0.1237	0.1852	0.1565	0.1200	0.2070	0.1649	0.1254	0.1778	0.1600	0.0291	1.4618
Land use	0.0976	0.1440	0.0998	0.1589	0.0922	0.0641	0.1269	0.1458	0.1464	0.1287	0.1204	0.0305	1.1006

* Normalized weight with respect to slope

Table 2. Weight of each factors calculated by neural network at Gosari.

Run Factors	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mean	S.D.	N.W.*
Depth drift	0.1420	0.1734	0.1455	0.1340	0.2029	0.1658	0.1223	0.1634	0.1703	0.1278	0.1547	0.0249	1.4634
Distance drift	0.1637	0.1286	0.1460	0.0756	0.1649	0.1484	0.1429	0.1516	0.1340	0.1226	0.1378	0.0258	1.3035
Permeability	0.1035	0.1498	0.1367	0.1320	0.1345	0.1109	0.1162	0.1137	0.1259	0.1103	0.1234	0.0147	1.1665
Slope	0.2067	0.1423	0.1434	0.1526	0.1563	0.2222	0.1541	0.1364	0.1821	0.1631	0.1659	0.0288	1.5691
Depth of ground water	0.1259	0.1390	0.1611	0.2127	0.1225	0.1434	0.1421	0.1347	0.1352	0.1930	0.1510	0.0296	1.4277
Geology	0.0979	0.0981	0.1103	0.0924	0.0898	0.1133	0.1467	0.1206	0.0799	0.1084	0.1057	0.0189	1.0000
Land use	0.1602	0.1687	0.1571	0.2007	0.1290	0.0960	0.1758	0.1795	0.1726	0.1748	0.1614	0.0294	1.5268

* Normalized weight with respect to geology

S.D : Standard deviation

7개의 지반침하 관련요인들에 대하여 지반침하 발생에 기여하는 상대적인 우선순위 즉, 가중치를 구하였고 이 값을 각 요인에 부여하여 연구지역에 대한 지반침하위험 예측도를 작성하였다(figure 4). 본 연구방법을 적용한 지반침하 위험지역 예측방법의 정확도를 검증하기 위하여, 위험지역으로 분석된 지역에 대한 현장 조사를 수행하였고 고 위험지역으로 분류된 지역 내에서 다수의 지반침하 징후를 확인하였다(figure 5).

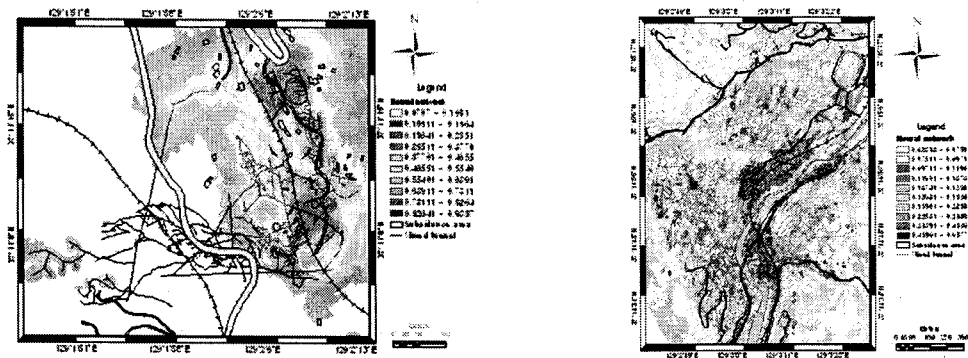


Figure 4. Predicted ground subsidence hazard map of (a) Simpori and (b) Gosari.

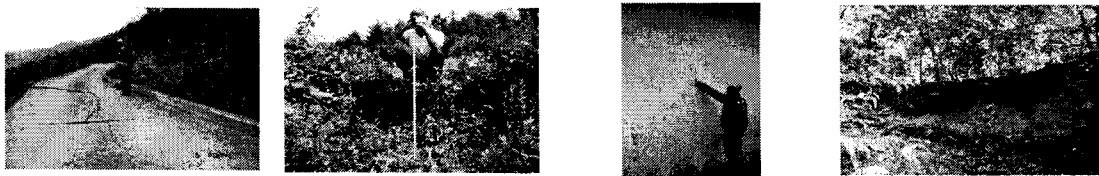


Figure 5. Photographs of subsidences and cracks at predicted areas.

3. 결 론

지질구조와 지질공학적 특성이 다른 두 지역에 대해 GIS와 인공신경망 분석기법을 이용하여 지반침하 위험지역을 분석한 본 연구결과 도출된 결론은 다음과 같다.

1. 인공신경망을 이용하여 지반침하 관련요인들의 상대적인 가중치를 구한 결과, 심포리는 갯심도, 지하수 심도, 지질, 갯으로부터의 거리, 투수계수, 토지특성, 경사도 순으로 높게 나타났다. 고사리는 경사도, 토지특성, 갯 심도, 지하수 심도, 갯으로부터의 거리, 투수계수, 지질 순으로 가중치가 높게 나타났다.
2. 현장조사에 의한 검증 결과, 심포리와 고사리에 대해 지반침하 위험지역으로 분류된 범위 안에서 각각 6개소의 지반침하 징후를 발견 할 수 있었다.
3. 조건이 다른 두 지역에 대해 7개의 공통된 관련요인을 이용하여 분석한 결과, 예측 정확도는 매우 높게 나타났으나 지반침하에 영향을 주는 요인의 우선순위가 지역적인 차이를 보였다. 향후, 연구지역을 다양하게 하고 암반의 물리적 특성, 지질구조, 지하수 모델링 결과 등 관련요인을 추가로 분석한다면 지반침하에 영향을 주는 핵심 인자의 추출 및 효율적인 지반침하 관리모델의 생성이 가능할 것으로 판단된다.

4. 참고 문헌

- 석탄산업합리화사업단, 1999, 고사리지역 지반보강공사 실시설계 지반조사보고서, 99-06.
- 석탄산업합리화사업단, 2000, 심포리지역 지반보강공사 실시설계 지반조사보고서, 2000-10.
- 이사로, 1999, 지리정보시스템(GIS)을 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구, 연세대학교 박사학위 논문.
- Tomaz Ambrožoič, Goran Turk, 2003, Prediction of subsidence due to underground mining by artificial neural network, Computer & Geoscience, v.29, p.627-637.