

데이터마이닝을 이용한 관측적 침하해석의 신뢰성 연구

A Study on the Reliability of Observational Settlement Analysis Using Data Mining

우 철 응* · 장 병 욱**

Woo, Chull-Woong · Chang, Pyoung-Wuck

Abstract

Most construction works on the soft ground adopt instrumentation to manage settlement and stability of the embankment. The rapid progress of the information technologies and the digital data acquisition on the soft ground instrumentation has led to the fast-growing amount of data. Although valuable information about the behaviour of the soft ground may be hiding behind the data, most of the data are used restrictedly only for the management of settlement and stability. One of the critical issues on soft ground instrumentation is the long-term settlement prediction. Some observational settlement analysis methods are used for this purpose. But the reliability of the analysis results is remained in vague. The knowledge could be discovered from a large volume of experiences on the observational settlement analysis. In this article, we present a database to store settlement records and data mining procedure. A large volume of knowledge about observational settlement prediction were collected from the database by applying the filtering algorithm and knowledge discovery algorithm. Statistical analysis revealed that the reliability of observational settlement analysis depends on stay duration and estimated degree of consolidation.

Keywords : Data mining, Knowledge, Database, Settlement prediction

I. 서 론

연약지반의 계측 및 정보화 시공의 진전에 따라 자료의 체계적인 축적 및 활용의 필요성이 점점 커지고 있다. Olsen(1997)이 언급한 바와 같이 연약

지반의 성토 사례는 연약지반의 거동을 이해하는데 이용될 수 있는 중요한 정보를 포함하고 있기 때문에 시공뿐만 아니라 공학적 연구에도 소중하다. 따라서, 데이터베이스를 이용하여 체계적으로 관리하고 이를 활용할 수 있도록 할 필요가 있다. 정보를 가장 적극적으로 활용하는 방법의 하나는 정보로부터 지식을 찾아내는 것이다. 이러한 정보화된 자료로부터 쉽게 드러나지 않는 유용한 지식을 추출하는 과정을 데이터마이닝(data mining) 또는 KDD(Knowledge Discovery in Database)라고 한다

* 신구대학 겸임교수

** 서울대학교 교수

* Corresponding author. Tel.: +82-2-880-4593

fax: +82-2-873-2087

E-mail address: wood@nate.com

(Fayyad 등, 1996). 여기서, 정보는 묵시적이고 잘 알려져 있지 않지만 잠재적으로 활용가치가 있는 것을 말한다. 즉, 데이터마이닝이란 사용 가능한 데이터를 기반으로 숨겨진 지식, 기대하지 못했던 패턴, 새로운 법칙과 관계를 발견하고 이를 활용하기 위한 것이다.

연약지반의 계측데이터가 지반의 거동에 대한 정보를 포함하고 있다면 역시 지반에 대한 유용한 공학적 지식을 내포하고 있을 것으로 기대하는 것은 매우 자연스러운 결론이다. 연약지반 계측의 가장 중요한 목적의 하나는 지반의 압밀도 관리이다. 이를 위해서 침하 측정치를 이용하여 침하량을 추정하는 관측적 침하해석 방법이 사용된다. 이러한 연약지반의 관측적 침하량 해석기법의 유용성은 여러 연구에 의하여 입증되었음에도 불구하고 이 과정에서 소위 공학적 판단에 의해 압밀도 판정결과가 좌우되는 것과 같은 문제가 있다. 이러한 주관적 해석을 배제하려는 노력이 여러 연구자들에 의해 있어왔음에도 불구하고 결과의 신뢰성에 대한 판단의 바탕에는 경험이 자리하고 있으나 이러한 경험은 매우 주관적이며 한정된 경험을 기반으로 하고 있으며 때로는 결정적 오류를 포함하고 있을 수 있다. 해석결과의 불확실성이 정량화 되었다면 이를 적절하게 반영할 수 있을 것이며 이를 위해서는 관측적 침하해석의 신뢰성 및 이에 영향을 주는 인자가 무엇인지에 대한 "지식"이 필요하다. 이러한 지식을 사례연구를 통해 탐구하고자 한 사례들이 있었으나 이는 소수의 한정된 사례를 이용한 것으로서 일반화될 수 있는 "지식"이라고 하기는 어렵다. 이에 본 연구에서는 데이터마이닝을 이용한 연약지반의 관측적 침하해석의 신뢰성에 대한 체계적 지식획득체계를 개발하였으며 이를 위해 데이터베이스를 개발하고 자료를 축적하였으며 데이터마이닝을 이용하여 관측적 침하해석의 신뢰성에 대한 지식을 얻고자 하였다.

II. 연약지반 데이터베이스

1. 데이터베이스 개발

데이터베이스의 개발하기 위해서는 데이터베이스를 구성하는 개체(objects)를 파악하여야 한다. 이를 위하여 연약지반 계측을 구성하고 있는 개체의 속성(attribute)을 조사하였다. 연약지반 계측의 물리적 구성요소 즉, 계측기기는 침하계, 경사계, 간극수압계 및 지하수위계이며 이들은 여러 지점에 설치되며 계측데이터를 산출하게 된다. 이를 간단한 ER-model(Entity-Relation model)로 표현하면 Fig. 1과 같다.

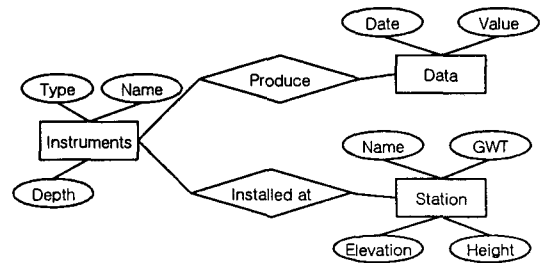


Fig. 1 A Entity-Relationship diagram for the instrumentation database

데이터베이스의 물리적 설계를 위하여 데이터베이스의 요구 및 데이터의 트랜잭션을 분석하였다. 데이터베이스 요구분석 및 트랜잭션 분석 결과, 데이터 개체는 데이터의 구조가 비교적 간결하며 관계형으로 잘 표현할 수 있었다. 따라서, 데이터베이스 관리시스템(DBMS)은 관계형 데이터베이스로 결정하였으며 여러 DBMS 간의 이식을 용이하게 하기 위하여 프로시저 및 트리거를 사용하지 않고 중간계층(middle ware)를 구현하여 데이터의 무결성을 확보하도록 하였다. 데이터베이스는 24개의 테이블로 구성하였으며 이중 일부를 Table 1에 보였다. 여기서, 참조정보 테이블은 계측관리의 기초가 되는 정보로서 추가되거나 변경되지 않는 값이 저장된다. 기초정보 테이블은 해당 계측프로젝트를

Table 1 Database tables for soft ground instrumentation

Table group	Table name
References	Mea_Freq, Embankstatue_info, Option_info, Statue_info etc.
Project layouts	Location_info, Gugan_info, Station_info, Stepembank_info etc.
Informations	Settle_info, Inclino_info, Piezo_info, Water_info etc.
Datas	Embank_data, Settle_data, Inclino_data, Piezo_data etc.

구성하기 위한 기초적인 정보로서 공사정보, 구간, 지점 등의 정보를 포함하며 데이터 테이블은 실제 측정 데이터가 기록된다. 계측기 설치정보 테이블은 계측기의 설치정보이며 기본데이터 테이블은 계측에 의하여 얻어진 데이터의 테이블이다. Fig. 2는 Station 오브젝트(station_info)를 중심으로 한 계측기 및 측정데이터의 데이터베이스 튜플(tuple) 및 관계구조(relational structure)이다. 개발된 데이터베이스는 open source 관계형 데이터베이스인 MySQL을 이용하여 구축하였다.

2. 데이터베이스 구축

개발된 연약지반 계측데이터 베이스를 이용하여 서해안 고속도로 건설공사 9, 10, 11, 13, 16 공

구 건설공사의 계측결과를 추적하였다. 이들 공사 지구는 충청남도 서천에서부터 전라북도 서해안을 따라 위치하고 있다. 연약지반 처리공법으로는 sand drain, pack drain 공법 등의 배수촉진 공법이 적용되었다. 이 지역의 연약지반은 최대 약 20 m 정도의 심도로 분포하고 있으며 액성한계는 30~40 내외, 포화단위중량은 1.8 tf/m³, 소성지수는 8~15 내외로서 통일분류법상 CL 혹은 ML로 분류되는 흙이 대부분이다. 압축지수는 0.11~0.49로서 평균 0.32 정도의 비교적 낮은 압축성을 보이는 지반이다. 이를 요약하면 본 연구의 데이터는 “우리나라 서해 중부 지역의 저소성 연약 지반에 연직배수공법이 적용된 지반”의 특성을 갖는다고 할 수 있다. 수집된 데이터는 Table 2에 요약하였는데 개발된 연약지반 계측관리 시스템에 의해 축적된 자료는 총 166 개 지점의 계측데이터로서 침하계 439개, 간극수압계 132개, 지하수위계 69개 및 경사계 171개의 측정 자료가 축적되었다. 여기서 괄호 안은 각각 성토사상, 침하, 간극수압, 수평변위 및 지하수위 데이터의 개수이다.

III. 지식 탐사과정 개발

지식 탐사과정(KDD process)의 정의는 연구자들에 따라 다소 다르나 일반적으로 Fig. 3과 같은 5가지 순서로 정의된다(Fayyad 등; 1997). 지식

Table 2 Overviews of data collected

Project	No. of stations	No. of instruments			
		Settlement plates	Piezometers	Inclinometers	Water level meters
WSH- 9	3(722)	9(2659)	9(1445)	6(1673)	3(525)
WSH-10	43(2604)	117(6940)	19(1125)	37(2340)	19(1021)
WSH-11	13(1229)	37(3467)	8(605)	14(835)	7(490)
WSH-13	33(5792)	101(17373)	33(3465)	53(3702)	10(1053)
WSH-16	74(8352)	175(19810)	63(7372)	61(7215)	30(3365)
Total	166(18699)	439(50249)	132(14012)	171(15765)	69(6454)

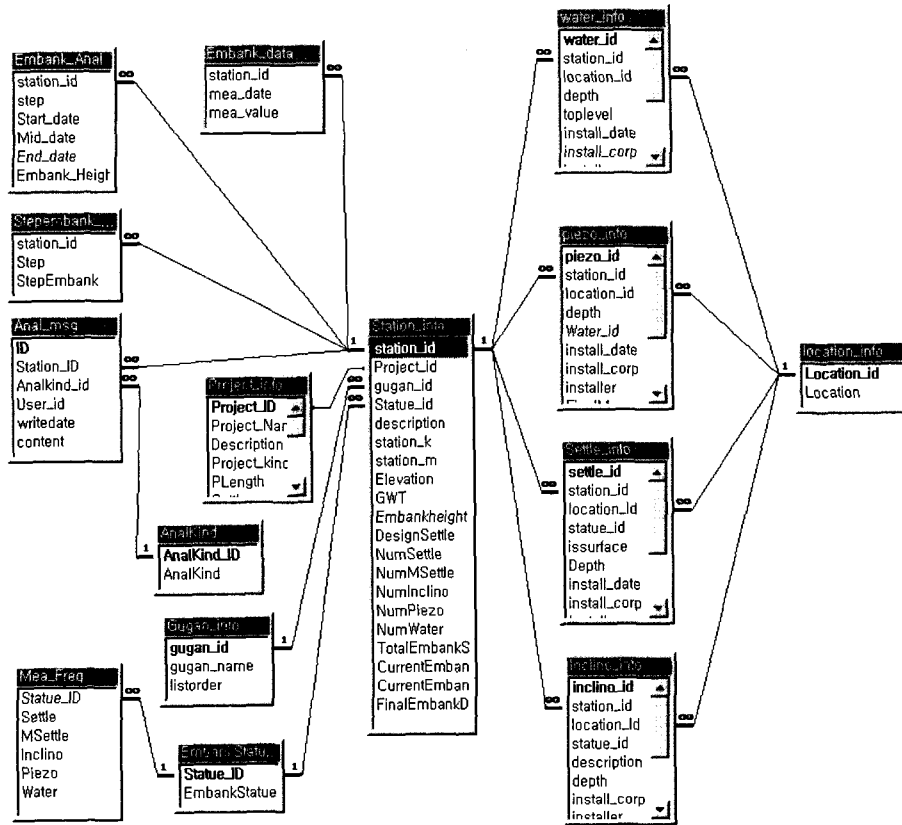


Fig. 2 Relational schema of station object

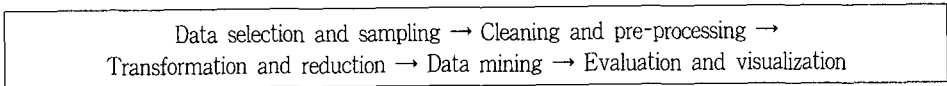


Fig. 3 Overview of the KDD process(Fayyad et al.:1997)

탐사는 데이터를 선정하고 이를 목적에 적합하도록 정제하고 변환하는 과정이 필요하다. 지식은 이러한 전처리 및 변환의 결과이므로 데이터의 정제 및 변환이 지식 탐사의 핵심적 과정이라고 할 수 있다. 본 연구에서 사용한 지식탐사과정은 Fig. 4와 같으며 이를 소개하였다.

1. 전처리 알고리즘 개발

계측 데이터베이스는 1) 계속 동적으로 변화 (dynamic)하며 2) 특정 목적에 완전하게 일치하지 않으며 (incomplete) 3) 측정오류를 포함 (noisy)할 수 있으며 4) 대규모이기 때문에 이를 효율적으로 이용하여 지식을 탐사하기 위해서는 필요한 정보를 적절하게 추출, 가공할 필요가 있다. 연구의 대상인 연약지반의 장기침하량 예측은 성토가 진행되고 있

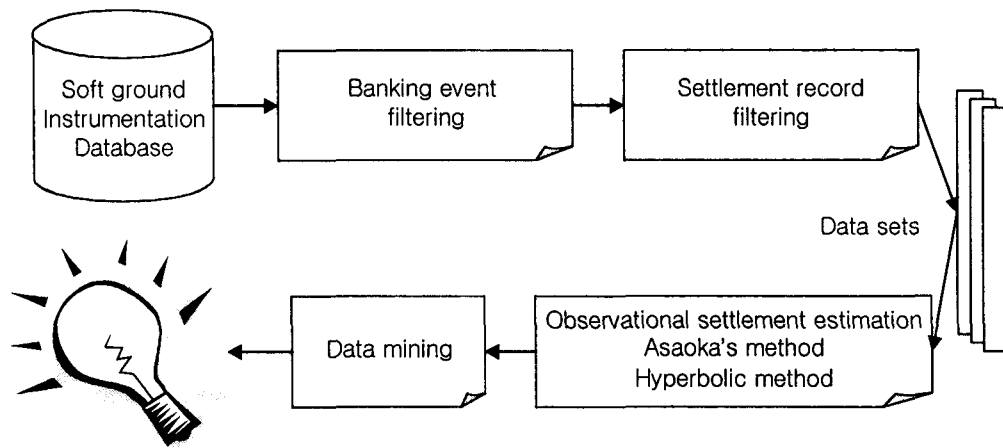


Fig. 4 Overview of the KDD process for reliability of observational settlement prediction

```

station_info = select STATION_ID from station_info
do : for each record in station_info
    height_info = select HEIGHT from embank_data group by measure_value
    do : for each record in height_info
        select MAX, MIN from embank_data where ID and HEIGHT
        DURATION = MAX-MIN
        if DURATION > DURATION_CRITERIA then
            insert into embank_events(STATION_ID, MIN, MAX, HEIGHT)
        end if
    loop
loop
    
```

Fig. 5 Filtering algorithm to select appropriate banking events

는 경우의 장기침하량 예측은 그 결과가 유용하지 않기 때문에 불필요하며 일정한 성토하중 상태에서 방치되고 있는 상태에서 가능하다. 이와 같은 장기 침하량의 분석가능한 성토 사상을 데이터베이스로부터 추출할 수 있다. 이와 같이 DBMS내의 여러 데이터 중 필요한 데이터만을 추출하여 데이터를 저장하는 자료선정 및 정제 데이터 추출도구의 기능을 필터링(filtering)이라고 한다. 성토사상 필터링 알고리즘은 Fig. 5와 같다. 탐색된 방치 사상에서 예측된 침하 데이터가 분석대상이므로 이 침하 데이터를 추출하여야 한다. 이때 필요한 최소 데이

터의 개수 이상인 데이터가 유용한 것이므로 이러한 데이터가 추출되어야 한다. 이를 위한 알고리즘은 Fig. 6과 같다.

2. 지식 획득

연약지반의 성토가 여러 단계로 실시되는 경우에 각 단계의 방치기간에서 장기 침하량을 예측할 수 있으며 또한 방치기간중에는 침하량 예측 결과가 추가될 때마다 새롭게 갱신된다. 따라서, 장기침하량 분석은 필요한 측정 데이터 이후에 발생된 모든 테

```

Embank_events = select * from embank_events
do : for each record in embank_events
  data_selected = select * from settle_data where STATION_ID, >MIN, <MAX
  if RECORD_COUNT > COUNT_CRITERIA then
    insert into anal_info (STATION_ID, MIN, MAX, HEIGHT, RECORD_COUNT)
    do : for each record in data_selected
      insert into anal_data (ID, STATION_ID, DATE, VALUE)
    loop
  end if
loop
    
```

Fig. 6 Filtering algorithm to select appropriate settlement data

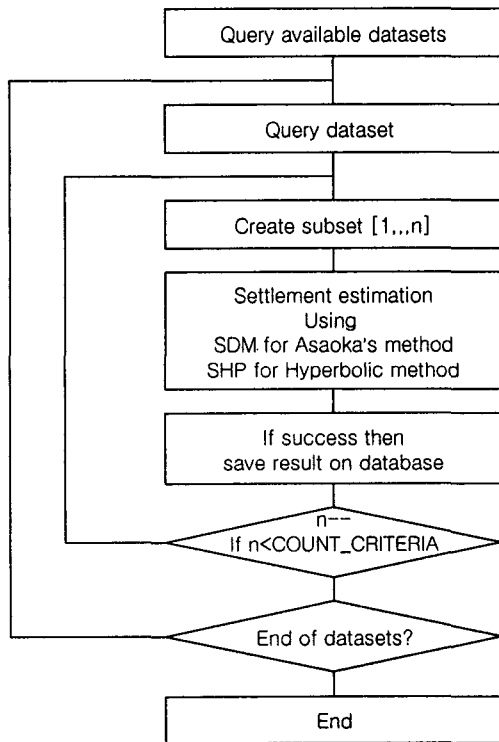


Fig. 7 Knowledge collection algorithm

이터에 대하여 Fig. 7과 같이 순차적으로 실시되어 기록된다. 이와 같은 성토정보의 습득결과는 다음 Table 3과 같은 구조의 데이터베이스에 기록하였다. 여기서, 관측적 침하예측에 있어 Asaoka 법은 Woo(2001)가 개발한 연속 이상치 검출기법

Table. 3 Tuples of table storing mined information

column name	description
method	settlement estimation method (Asaoka or hyperbolic)
height	height of embankment for the analyzed embankment event
duration	time length of data
start_settle	settlement when banking was paused
end_settle	settlement at last record analyzed
slope	slope of linear regression
intercept	intercept of linear regression
long_settle	estimated settlement
deg_of_consol	estimated degree of consolidation

(SDM)을 쌍곡선법에는 쌍곡선 적합구간 추출법(SHP)을 적용하였다.

IV. 관측적 침하예측의 신뢰성

연약지반의 실제 거동이 이론적인 거동과 다르며 실제 성토 및 지반조건이 다양하기 때문에 개발된 예측기법의 적용성 및 그 신뢰성을 검증하기 위해서는 다량의 실측 침하데이터에 적용하여야 한다. 이를 위하여 개발된 지반정보체계에 의하여 구축된 연약지반 침하데이터를 이용하였다.

계측 데이터베이스로부터 충분한 방치기간 즉,

90일 이상의 방치기간, 7개 이상의 데이터를 기준으로 앞서 개발된 필터링 알고리즘에 적용하여 분석대상 데이터를 구축하였다. 필터링 알고리즘을 통해 데이터베이스에서 분석 가능한 지점을 추출한 결과, 총 270개의 성토 사상이 검출되었다. 추출된 성토사상의 성토고 범위는 2.3 m ~ 12.8 m이다. 이들 침하량 계측데이터를 이용하여 Fig. 7의 지식 획득절차를 이용하여 장기침하량 분석결과의 지식을 획득하였다. 이때, 개별 성토 사상에 있어서 지반의 압밀침하가 완료되지 않는 수 있기 때문에 침하량을 정확하게 산정할 수 없으나, 본 연구에서는 추정결과의 신뢰성에 대한 검토가 목적이므로 최종 자료에 의하여 예측된 침하량을 해당 성토 사상에서의 침하량으로 가정하였다. 그 결과 예측 압밀침하량이 50% 미만이거나 압밀 거동의 특이성으로 인하여 합리적 분석결과를 주지 않은 자료는 제거하고 분석기법 당 약 5000여개의 산정 결과를 축적할 수 있었다.

1. 예측에 영향을 주는 요인

예측결과의 신뢰성에 영향을 주는 변수를 찾기 위하여 Pearson 상관분석을 실시하였다. 상관분석에는 오차의 절대값을 이용하였다. 상관분석결과를 살펴보면 방치기간, 추정압밀도 및 압밀도에서 상관관계수가 -0.3 이상으로 나타나 음의 상관관계가 뚜렷하게 보이고 있다는 것을 알 수 있다. 이는 방치기간이 길수록 추정된 압밀도 및 지반의 압밀도가 높을수록 예측오차가 감소한다는 것을 의미한다. 이외의 변수에 대해서는 유의성을 인정할 수 없었다. 여기서 흥미로운 사실은 성토고에 따른 상관관계수가 매우 낮게 나타나고 있는데 이는 성토고는 장기침하량 예측결과의 신뢰성에 거의 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다. 또한, 침하량의 크기가 크다고 해서 상대적으로 좀 더 좋은 예측결과를 준다고 단정할 수는 없다는 것을 알 수 있다.

Table 4 Correlation analysis on estimation error of settlement prediction*

Variables	Pearson's correlation coefficient	
	Asaoka	Hyperbolic
Height of embankment	-0.083	-0.058
Stay duration	-0.336	-0.364
Settlement at prediction	-0.200	-0.116
Slope of regression	-0.220	-0.081
Intercept of regression	0.033	-0.013
Estimated settlement	-0.116	0.008
Estimated degree of consolidation	-0.400	-0.471
Degree of consolidation**	-0.698	-0.441

* Dependent variable is the estimation error

**Based on estimated settlement using all measured settlement

2. Asaoka 법

Fig. 8(a)은 방치기간에 따른 Asaoka 법에 의한 침하량 예측의 오차이며 Fig. 8(b)는 이를 통계적으로 처리한 결과로서 오차의 평균 및 표준편차를 이용한 오차의 범위를 보이고 있다. 여기서, 상한계는 평균+표준편차($\bar{x} + \sigma$), 하한계는 평균-표준편차($\bar{x} - \sigma$)이다. 이를 살펴보면 Asaoka 법의 추정결과의 예측초기 오차는 +5% 정도 즉, 약 5%정도까지 압밀도를 과대평가하는 것으로 나타났으며 전체적으로도 다소 과대평가하는 경향을 보인다는 것을 알 수 있다. 이는 초기 비선형부(Matyas and Rotherburg, 1996)에 영향을 받기 때문이다. 오차는 시간이 90일 정도의 방치기간에서는 3% 정도, 120일 정도의 방치기간에는 2% 내외를 보이며 지수함수적으로 감소한다. 이러한 결과는 90일 정도의 방치기간에서 예측결과의 신뢰성 증가가 두드러지나 이후에는 방치에 따른 신뢰성의 증가는 상대적으로 크지 않다는 것을 의미하며 이는 초기 비선형 데이터의 영향을 배제하기 위하여 필요한 기간이라고 생각된다. 표준편차를 고려한 오차의 범위

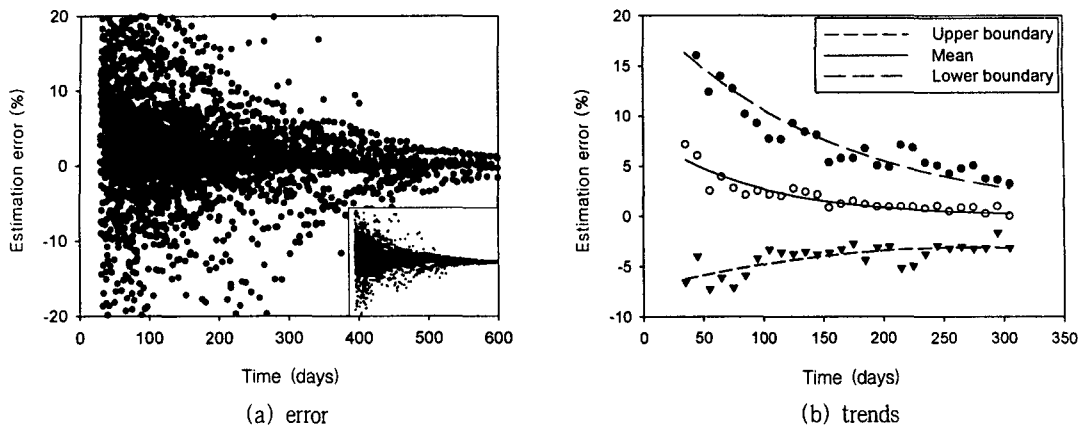


Fig. 8 Error of estimated degree of consolidation by the Asaoka's method

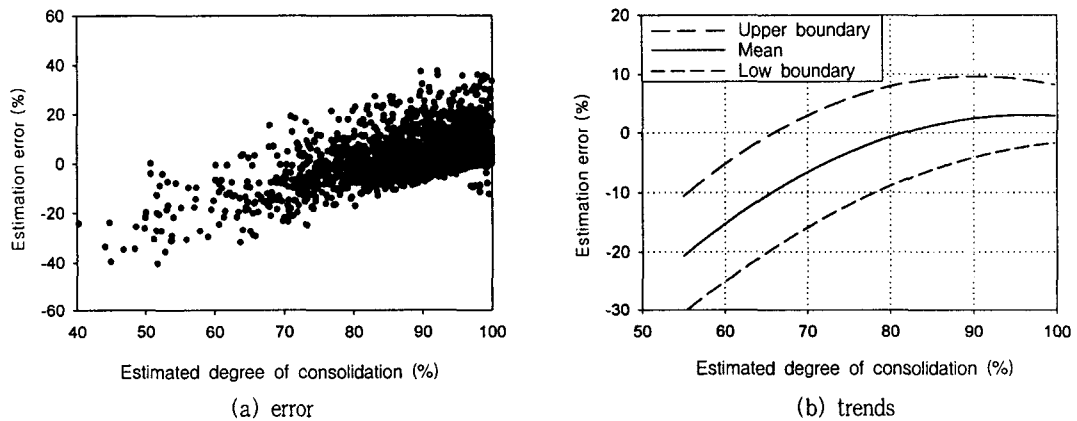


Fig. 9 Estimation error with estimated degree of consolidation by Asaoka's method

는 초기에는 +13~-6% 정도이나 시간이 경과함에 따라 $\pm 3\%$ 정도로 오차의 범위가 수렴되었다.

Fig. 9는 Asaoka 법에 의해 추정된 압밀도에 따른 예측오차를 보여주고 있다. Asaoka 법이 비교적 낮은 압밀도를 추정한 경우에는 오차가 '-'로 실제 압밀도보다 낮은 압밀도를 추정하는 경우가 많음을 의미하며 압밀도가 큰 값을 예측하는 경우에는 실제보다 다소 큰 압밀도를 예측하는 경우가 많은 것으로 나타났다. 그러나, Asaoka 법에 의해 80% 이상의 압밀도를 예측하는 경우에는 통상 실제보다 작은 압밀도를 예측하지는 않는 것으로 나타났다. Fig. 9(b)를 이용하면 Asaoka 법의 압밀

도 추정결과에 따른 신뢰성을 알 수 있다. 즉, 오차가 양인 경우에는 과대 평가하는 것이므로 추정 압밀도에서 오차범위를 빼주면 실제 지반의 압밀도 범위를 알 수 있다. 예를 들어 60%의 압밀도를 예측한 경우, 오차는 -5%~-25% 범위에 있으며, 이는 실제 압밀도가 65%~85%의 범위에 있음을 의미한다. 압밀도를 90%로 예측하는 경우 약 2% 가량 압밀도를 과대 평가하는 경향이 있으며 오차의 범위는 +9%~-5% 즉, 실제 압밀도는 대부분 81~95%의 범위에 있었다. 즉, Asaoka 법으로 90% 압밀도를 예측한 경우에는 최악의 경우에도 81% 이상의 압밀도를 확보하고 있을 것으로 확신

할 수 있다. 이러한 점은 압밀도를 이용한 지반의 강도증가 등의 이차적인 해석에 이용될 수 있다.

3. 쌍곡선법

Fig. 10(a)는 쌍곡선법 추정결과의 경과시간에 따른 오차의 변화를 보여주고 있다. 이는 Fig. 8(a)의 Asaoka 법과 거의 유사한 변화를 보여주고 있으나 오차율에서 Asaoka 법이 초기에 오차범위가 최대 $\pm 40\%$ 가량을 보여주고 있는 반면에 이보다 다소 적은 $\pm 30\%$ 가량을 보이고 있는 점

이 특징이며, 오차의 대부분이 $\pm 5\%$ 내외에 있음을 알 수 있다. 즉, 쌍곡선법은 Asaoka 법에 비해 초기 비선형의 영향이 작은 것을 알 수 있다. 이는 Asaoka 법에서는 일정한 시간간격으로 데이터를 변환하는 과정에서 자료의 개수가 감소하게 되는 것으로 인한 영향을 받는다는 점을 고려하면 유의미한 차이라고는 할 수 없다. Fig. 10(b)는 경과일에 따른 오차의 분포를 통계적으로 처리한 결과이다. 예측초기에는 평균 $+5\%$ 정도의 오차를 보이지만 이후의 오차의 평균은 거의 0에 가까운 분포를 보이며 오차의 표준편차는 초기에 $\pm 8\%$ 가량이

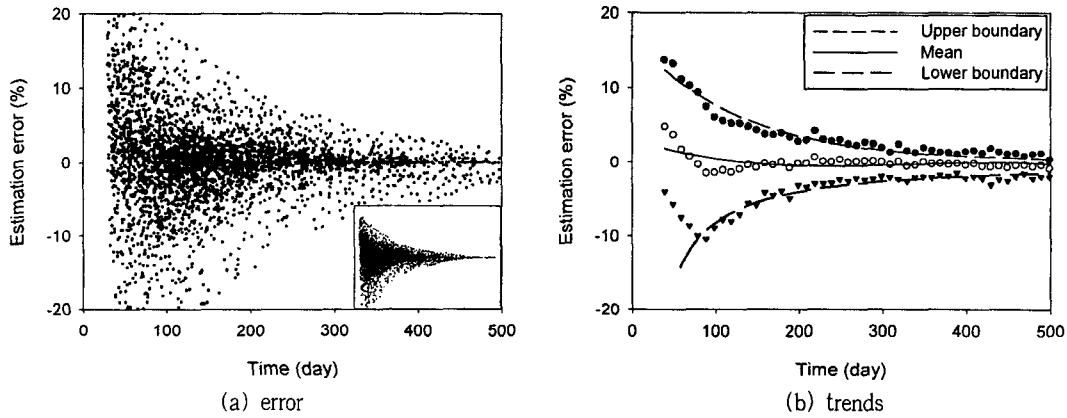


Fig. 10 Error of estimated degree of consolidation by the hyperbolic method

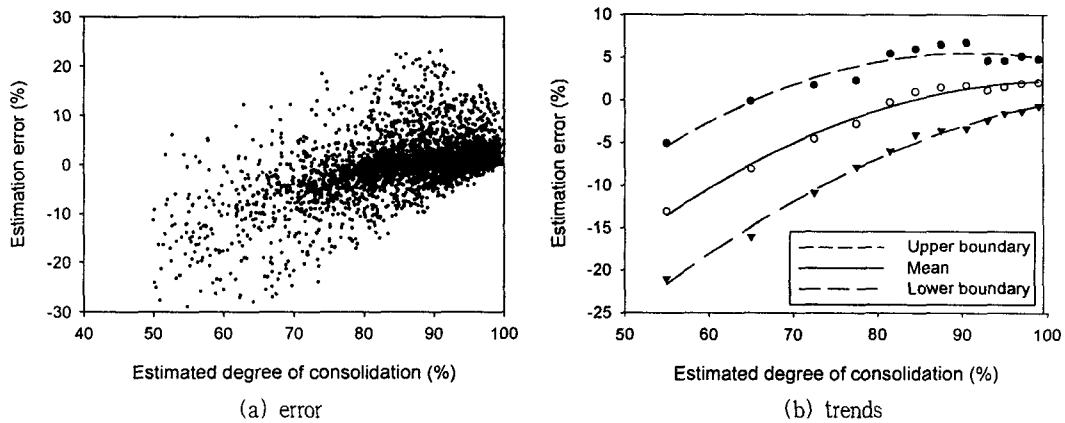


Fig. 11 Estimation error with estimated degree of consolidation by the hyperbolic method

나 이후 점차 감소하여 $\pm 3\%$ 가량을 나타냈다.

Fig. 11(a)는 예측압밀도에 따른 오차의 범위이며 Fig. 11(b)는 이를 통계적으로 요약한 결과이다. 압밀도에 따라 오차는 상당한 편차를 보이며 초기에는 압밀도를 과소평가하는 경우가 대부분이며 압밀도가 높아질수록 압밀도를 과대평가할 가능성이 커진다는 것을 알 수 있다. 이를 살펴보면 약 85%를 기준으로 그 이하의 추정치에서는 압밀도를 과소평가하며 이후에는 다소 과대평가하는 경향이 있다는 것을 알 수 있다. 90% 예측압밀도가 90%인 경우를 Fig. 11(b)로부터 구하면 오차는 평균 3% 정도 과대평가하며 오차의 범위는 +6%~-4% 정도라는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 데이터마이닝을 이용하여 연약지반의 침하계측 결과로부터 연약지반의 침하예측 결과의 신뢰성에 대한 몇몇 유용한 공학적 지식을 탐색할 수 있음을 보였다. 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

가) 연약지반의 계측결과 정보를 위한 데이터베이스를 개발하였다. 개발된 데이터베이스를 이용하여 우리나라 서해안에서 획득된 침하 계측 데이터를 구축하였다.

나) 필터링 알고리즘을 개발하여 데이터베이스로부터 관측적 침하해석에 유용한 성토사상 및 침하 데이터를 추출하고 자동화된 지식획득 알고리즘으로 장기침하량 분석에 대한 지식을 축적하였다.

다) 축적된 지식을 이용하여 예측결과의 신뢰성에 영향을 주는 인자를 Pearson 상관분석으로 검토한 결과, 예측결과의 정확성은 방치기간과 예측압밀도와의 상관성이 인정되었다. 즉, 방치기간이 길수록 추정된 압밀도가 높을수록 예측오차는 감소된다고 할 수 있다.

라) 성토고와 예측된 침하량의 크기와 예측결과의 신뢰성에는 상관관계를 인정할 수 없는 것으로

나타났다.

마) 경과시간 및 추정 압밀도에 따른 오차의 경향을 가시화하여 이에 따른 오차의 범위 및 신뢰구간을 구할 수 있도록 하였다.

바) 경과시간 및 예측압밀도에 따른 추정 오차의 변화를 검토한 결과, 방치기간이 경과됨에 따라 점차 예측결과의 신뢰성은 높아지며 Asaoka 법은 점진적인 신뢰성의 증가를 보였으며 쌍곡선법은 초기에 비교적 큰 신뢰성의 증가를 보였다.

사) Asaoka 법과 쌍곡선법 모두 관측기간이 길어짐에 따라 오차범위는 $\pm 3\%$ 로 수렴되었다. 일반적인 해석과정에서 초기 비선형 자료를 잘 제거한다고 하더라도 즉, 공학적 판단에 의해 잘 수행된 결과라 하더라도 $\pm 3\%$ 의 오차는 발생할 수 있다고 할 수 있다.

본 연구에서는 침하 데이터로부터 지식을 획득할 수 있음을 보였으나 특정 지역의 계측사례로서 광범한 지반특성을 포함하고 있지 않으며, 지반의 공학적 특성과의 연관관계에 대한 검토가 부족하다. 따라서, 앞으로 연약지반 정보시스템 및 계측데이터를 지반의 물리적 특성 및 해석시스템과 통합하는 등 지반의 침하거동에 대해 유용한 정보를 제공할 수 있도록 더욱 발전시켜야 할 것으로 생각된다.

References

1. Adams, T. M. 1993. Knowledge representation and processing in relational database. *J. of computing in civil engineering*. ASCE. 7(2): 238-255.
2. Brian, D., N. Soparkar, J. Szaro and R. Uthurusamy. 1997. Systems for KDD: From concepts to practice. *Future Generation Computer Systems*. 13(2-3):231-242.
3. Fayyad, U. and P. Stolorz. 1997. Data mining and KDD: Promise and challenges. *Future Generation Computer System*. 13:99-115.

4. Macan, D. 1997. *Development of 3-D geotechnical database and its application to the evaluation of nonlinear site response and seismic zonation*. Doctoral Dissertation. University of California.
5. Malenke M. 1991. Relational database design and technology. *Geotechnical special publication No. 22*. ASCE. 110-118.
6. Nathanail, C. P. and M. S. Rosenbaum. 1998. Spatial management of geotechnical data for site selection. *Engineering Geology*. 50(3): 347-356.
7. Olseon, R. E. 1997. Settlement of embankments on soft clays. *J. of the Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*. ASCE. 124(4): 278-288.
8. Tietjen G. L. 1986. The analysis and detection of outliers. *Goodness-of-fit techniques*. D'Agostino. R. B. and M. A. Stephens.(eds) Marcel Dekker, Inc. 497-522.
9. Ullman. J. D. and J. Wldom. 1997. *A first course in database systems*. Prentice-Hall, Inc.
10. Woo, C. W. 2001. *Development of an observational settlement prediction method using outliers and geotechninformatics*. Doctoral Dissertation. Seoul National University. (in Korean)