한국지반공학회논문집 제24권 10호 2008년 10월 pp. 57 ~ 70

콘관입시험결과를 이용한 새로운 흙분류 방법의 개발

New Soil Classification System Using Cone Penetration Test

김 찬 홍[1] Kim, Chan-Hong　　임 종 철[2] Im, Jong-Chul
김 영 상[3] Kim, Young-Sang　　주 노 아[4] Joo, No-Ah

Abstract

The advantage of piezocone penetration test is a guarantee of continuous data, which is a source of reliable interpretation of target soil layer. Many researches have been carried out for several decades and several classification charts have been developed to classify in-situ soil from the cone penetration test result. Since most present classification charts or methods were developed based on the data which were compiled over the world except Korea, they should be verified to be feasible for Korean soil. Furthermore, sometimes their charts provide different soil classification results according to the different input parameters. However, unfortunately, revision of those charts is quite difficult or almost impossible. In this research a new soil classification model is proposed by using fuzzy C-mean clustering and neuro-fuzzy theory based on the 5371 CPT results and soil logging results compiled from 17 local sites around Korea. Proposed neuro-fuzzy soil classification model was verified by comparing the classification results for new data, which were not used during learning process of neuro-fuzzy model, with real soil log. Efficiency of proposed neuro-fuzzy model was compared with other soft computing classification models and Robertson method for new data.

요 지

피에조콘 관입시험의 장점은 연속적인 데이터의 취득이 보장되며 결국 대상지반의 신뢰성 있는 분석이 가능하다는 점이다. 따라서 지난 수십년간 국내외에서 콘 관입시험결과로부터 흙분류를 수행하는 많은 연구가 진행되었으며 차트나 도표 등의 형태로 흙분류 방법들이 제안되었다. 그러나 대부분의 차트 또는 방법들은 한국을 제외한 세계 각국의 자료들을 바탕으로 제안되어 국내 지반의 적용성에 대한 검증이 이루어져야 한다. 뿐만 아니라 기존 방법들에서는 사용된 입력자료에 따라 흙분류 결과가 상이한 경우가 있어 적용과 판단에 어려움이 있다. 그러나 불행히도 이러한 차트 형태로 제안된 기존 도표의 경우 지역성 등이 반영되어 수정 또는 보완이 필요하나 수정에 어려움이 있거나 거의 불가능하다. 이에 본 연구에서는 국내 17개 현장에서 수행된 피에조콘 관입시험결과와 채취된 시료에 대한 주상도 및 흙분류결과를 바탕으로 클러스터링 기법과 뉴로-퍼지 이론을 이용한 흙분류 모델을 제안하였다. 제안된 모델을 검증하기 위해 모델 학습 시 사용되지 않는 새로운 피에조콘 관입시험 데이터에 대한 흙분류 결과를 실제 시추결과와 비교하였다. 또한 기존의 소프트컴퓨팅 모델과 Robertson 방법에 의한 흙분류 결과와 제안된 모델의 흙분류 결과를 비교하여 제안된 모델의 효율성을 검토하였다.

Keywords : Fuzzy C-mean clustering, Neuro-Fuzzy, Piezocone, Soil classification

1 정회원, (주)동아지질 과장 (Member, Manager, Engrg. Department, Dong-a Geological Engrg. CO.)
2 정회원, 부산대학교 공과대학 토목공학과 교수 (Member, Prof., Dept. of Civil Engrg., Pusan National Univ.)
3 정회원, 전남대학교 공학대학 건설환경공학부 조교수 (Member, Assistant Prof., Division of Civil and Environmental Eng., Chonnam National Univ., geoyskim@chonnam.ac.kr, 교신저자)
4 학생회원, 전남대학교 공학대학 건설환경공학부 석사과정 (Graduate Student, Division of Civil and Environmental Eng., Chonnam National Univ.)
* 본 논문에 대한 토의를 원하는 회원은 2009년 4월 30일까지 그 내용을 학회로 보내주시기 바랍니다. 저자의 검토 내용과 함께 논문집에 게재하여 드립니다.

1. 서 론

대상지반의 지층정보는 설계단계뿐 아니라 건설공사의 모든 단계에서 중요한 인자이다. 특히 대부분의 건설공사가 기반암 상단의 토사층에서 진행된다는 점을 감안하면 경제적인 시공을 위해서는 정확한 지층정보의 제공은 필수적이다. 현재 지층정보는 과업구간을 따라 일정간격으로 실시된 시추조사를 바탕으로 작성된 주상도로부터 얻어지고 있다. 그러나 시추주상도 작성이 굴진속도와 배출되는 슬라임 색조 등 시추자의 경험에 의존하여 작성되는 점이 불합리한 점으로 지적되고 있어 보다 객관적으로 지층구성에 관한 정보를 제공하기 위한 연구가 필요한 실정이다. 한편 국내·외에서 사용이 보편화된 피에조콘 관입시험은 시추조사와 달리 흙시료를 직접 얻을 수는 없지만 데이터의 연속성을 확보할 수 있으며 인지하기 어려운 얇은 두께의 지층도 효과적으로 식별이 가능한 장점을 갖고 있다. 콘 시험결과를 이용한 흙분류 연구는 Begemann을 필두로 시작되었으며 Douglas와 Olsen은 전기식 콘을 이용하여 현재 사용되고 있는 흙분류 차트들의 기반을 제공하였다. 이 후 간극수압 측정 가능한 피에조콘이 개발되어 Robertson 등, Jefferies와 Davis, Eslami와 Fellenius 등 많은 연구자들에 의한 흙분류 차트가 개발되었다(김찬홍 등, 2008). 국내에서는 이선재가 흙분류 차트를 개발하였으나 현재는 활발히 적용되지 못하고 있는 실정이다. 그러나 기존 차트형식 흙분류 방법의 경우 대부분 흙의 거동 위주로 분류되어 통일분류법에 익숙한 국내 현장 기술자에게 이해에 어려움이 있고 국내지반에 적합하게 수정 또는 보완하기 어렵다는 단점이 있다. 또한, 적용 차트 또는 방법 등에 따라 결과가 상이하며 심지어 동일한 연구자라도 입력변수 값에 따라 토질을 다르게 분류하는 경우도 있어 적용과 판단에 어려움이 있다(김찬홍 등, 2008). 최근 기존 도표형식의 단점을 보완하고 지반분류의 애매함(fuzziness)을 고려하기 위하여 소프트 컴퓨팅(soft computing)기법을 도입한 흙분류 연구가 진행되고 있다. Pradhan(1998)은 Robertson 등(1986)의 차트를 이용하여 퍼지 멤버십함수를 구성하고 퍼지방법으로 지반의 흙분류를 시도하였으며, Zhang과 Tumay(1999), Tumay와 Farsakh(2008)는 Douglas와 Olsen(1981)의 차트에 기반한 퍼지 흙분법을 제안하였다. 한편 Hegazy와 Mayne(2002)은 정규화 된 콘 관입저항 Q_t과 간극수압 비 B_q를 입력자료로 클러스터링 기법을 적용하여 현장지반의 특성분석을 시도하였다. 그러나 클러스트링을 이용한 흙분류법은 상이한 지층간의 구분은 가능하나 지층의 토질을 분류하는 것이 불가능하다. 이상의 소프트 컴퓨팅을 이용한 흙분류 방법은 새로이 입력되는 데이터에 대해 수정과 보완이 유연하다는 점이 기존 흙분류 방법과 차별화된다.

본 연구에서는 국내 17개 현장에서 수행된 피에조콘 데이터 5173개와 동일한 위치에서 채취된 시료에 대한 통일분류법의 결과를 데이터베이스로 구축하고 FCM(Fuzzy C-Means)기법을 이용하여 피에조콘 자료를 포함하는 입력자료들 간의 근접도를 바탕으로 분류될 흙종류 수(數)와 최적 입력자료를 결정하였다. 이를 이용하여 피에조콘 시험결과로부터 흙분류를 위한 뉴로-퍼지 모델의 적용성을 검토하였다. 적용된 이론의 효율성을 평가하기 위해 데이터베이스에 포함되지 않은 국내 피에조콘 관입시험결과를 분석하고 기존의 흙분류 차트를 이용한 흙분류 결과와 함께 주상도 결과와 비교·검증하였다.

2. Robertson 등(1986)의 피에조콘을 이용한 흙분류차트

최근 김찬홍 등(2008)의 연구에 의하면, 국내외에서 제안된 콘관입시험결과를 이용한 흙분류 차트 중 그림 1의 Robertson 등(1986)이 제안한 차트가 국내지반의 흙분류에 가장 우수한 것으로 나타났으며 본 연구에서 제안된 뉴로-퍼지 흙분류 차트의 효율성을 비교하기 위하

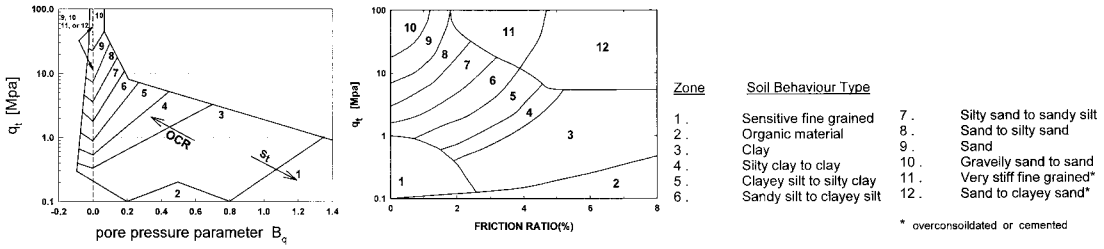

그림 1. Robertson 등(1986)이 제안한 흙분류차트

여 사용하였다.

$$q_t = q_c + u_{bt}(1-a) \quad (1)$$

$$R_f = f_s/q_c \times 100(\%) \quad (2)$$

$$B_q = (u_{bt}-u_o)/(q_T-\sigma_{vo}) \quad (3)$$

여기서, q_t : 불균등면적비가 보정된 원추관입저항력, q_c : 측정원추관입저항력, u_{bt} : 콘 선단부 바로 뒤에서 측정된 관입간극수압, a : 불균등 면적비, f_s : 슬리브마찰력, B_q : 간극수압 비, u_0 : 콘 관입전 지반정수압, σ_{v0} : 전상재응력

3. 소프트 컴퓨팅(soft computing)을 이용한 종래의 연구

자연현상은 0 또는 1과 같이 이분법적이고 절대적인 표현으로 나타내기 어렵다는 것은 주지의 사실이며 0.5 또는 0.7 정도의 중간값 형태의 경우도 존재하여 "적당히" 또는 "많이"와 같이 언어적으로 표현된다. 이러한 자연현상의 애매함(fuzziness)을 표현하기 위하여 Zadeh(1965)가 퍼지(fuzzy)라는 개념으로 소프트 컴퓨팅을 처음 소개하였으며 멤버십함수를 이용하여 중간적인 값을 표현할 수 있다. 이 후 소프트 컴퓨팅에 관한 여러 이론적인 개념들이 제안되었으며 피에조콘 관입시험 결과를 이용한 흙분류에 적용된 소프트 컴퓨팅 연구는 다음과 같다.

3.1 Pradhan(1998)의 연구

Pradhan(1998)은 Robertson 등(1986)이 제안한 q_t-R_f와 q_t-B_q 차트를 바탕으로 입력 매개변수 q_t, R_f, B_q에 대한 토질별 퍼지 멤버십함수를 구성하고 지층을 CLAY, SILT, SAND로 구분하는 흙분류방법을 제안하였다. 식 (4)와 식 (5)로 주어지는 π자형 멤버십함수와 S자형 멤버십함수는 임의로 선정되었으며, 멤버십 함수의 위치를 결정하는 계수 A, B는 시행착오법을 통해 결정하였다. 단, 지반분류의 불확실성을 감안하여 최대 귀속도(maximum grade)를 0.8로 제한하였다. 그림 2는 변수 q_t, R_f와 B_q에 대한 토질별 멤버십함수의 산정결과이며, 식 (4)과 식 (5)의 계수 A, B값을 함께 나타내었다.

$$\pi(x:A,B) = 0.8/[1+(x-A)/B^2] \quad (4)$$

$$\begin{aligned} S(x:A,B) &= 0 && x < A \\ S(x:A,B) &= 1.6(x-A)^2/(B-A)^2 && A \le x < (A+B)/2 \\ S(x:A,B) &= 0.8-1.6(x-B)^2/(B-A)^2 && (A+B)/2 \le x < B \\ S(x:A,B) &= 0.8 && x \ge B \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, π(x, A, B) 및 S(x, A, B) : 멤버십 함수, x : 귀속도, A, B : 멤버십함수의 경계를 정의하는 계수

토질별 퍼지집합 CL, SI, SA는 식 (6)과 같이 정의된다. 여기서, μ_{CL}, μ_{SI}, μ_{SA}는 각각 점토, 모래 실트의 멤버십함수를 나타낸다.

$$\begin{aligned} &\text{점토질지반 :} && CL = \Sigma\mu_{CL}(a_i)/a_i \ \ (i=1,2,3) \\ & && a_1 = q_t, a_2 = R_f, a_3 = B_q \\ &\text{실트질지반 :} && SI = \Sigma\mu_{SI}(a_i)/a_i \ \ (i=1,2,3) \\ & && a_1 = q_t, a_2 = R_f, a_3 = B_q \\ &\text{모래질지반 :} && SA = \Sigma\mu_{SA}(a_i)/a_i \ \ (i=1,2,3) \\ & && a_1 = q_t, a_2 = R_f, a_3 = B_q \end{aligned} \quad (6)$$

퍼지집합인 식 (6)은 그림 2와 같이 각각 일정 부분 중첩되므로 중첩되는 부분을 제외하기 위한 새로운 집합 A, B, C를 식 (7)과 같이 정의하였으며 집합 A는 CLAY, B는 SILT, C는 SAND로 각각 정의되고 이 중 가장 큰 값을 나타내는 집합이 대표 토질로 정의된다.

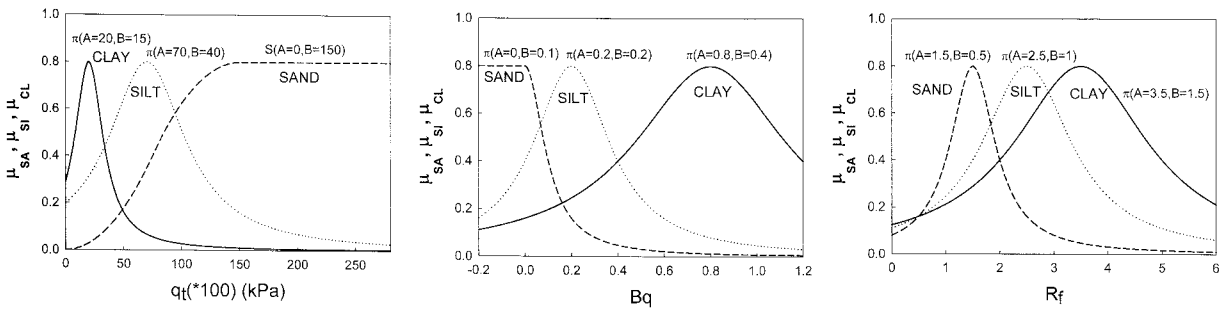

그림 2. 변수 q_t, R_f, B_q에 대한 토질별 멤버십함수

$$A=(CL\cap\overline{SI})\cup(CL\cap\overline{SA})\quad \overline{SI}=1-SI,\ \overline{SA}=1-SA$$
$$B=(SI\cap\overline{CL})\cup(SI\cap\overline{SA})\quad \overline{CL}=1-CL,\ \overline{SA}=1-SA$$
$$C=(SA\cap\overline{CL})\cup(SA\cap\overline{SI})\quad \overline{CL}=1-CL,\ \overline{SI}=1-SI \quad (7)$$

3.2 Zhang과 Tumay(1999), Tumay와 Farsakh(2008)의 연구

Zhang과 Tumay(1999), Tumay와 Farsakh(2008)는 통일분류법 결과로부터 토질을 그룹화하고 q_c와 R_f로부터 식 (8)과 같이 정의되는 흙분류지수(U)와 데이터의 상대빈도(relative frequency)로부터 그림 3과 식 (11)~식 (13)으로 정의되는 퍼지 멤버십함수 $\mu_C(U)$, $\mu_m(U)$, $\mu_S(U)$를 경험적으로 정의하였다. 각각의 멤버십함수를 비교하여 가장 큰 값을 나타내는 멤버십함수를 우세한 토질로 간주하여 순서대로 "HPC(Highly Probable Clay)", "HPM(Highly Probable Mixed Soil)", "HPS(Highly Probable Sand)"의 세 가지로 분류하였다.

$$U=\frac{(a_1X-a_2Y+b_1)(c_1X-c_2Y+d_1)}{(c_1X-c_2Y+d_1)^2+(c_2X+c_1Y+d_2)^2}-\frac{(a_2X+a_1Y+b_2)(c_2X+c_1Y+d_2)}{(c_1X-c_2Y+d_1)^2+(c_2X+c_1Y+d_2)^2} \quad (8)$$

$$X=0.1539\ R_f+0.8870\ log q_c-3.35 \quad (9)$$

$$Y=-0.2957\ R_f+0.4617\ log q_c-0.37 \quad (10)$$

여기서, a_1=-11.345, a_2=-3.795, b_1=15.202, b_2=5.085, c_1=-0.296, c_2=-0.759, d_1=2.960, d_2=2.477

$$\mu_c(U)=\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{U+0.1775}{0.86332}\right)\right]^2 \quad U\geq-0.1775$$
$$\mu_c(U)=1.0 \quad U<0.1775 \quad (11)$$

$$\mu_m(U)=\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{U-1.35}{0.724307}\right)\right]^2 \quad -\infty<U<\infty$$
$$\mu_s(U)=1.0 \quad U>2.6575 \quad (12)$$

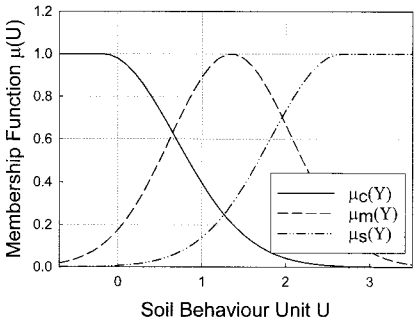

그림 3. Zhang과 Tumay(1999)의 토질별 퍼지 멤버십함수

$$\mu_s(U)=\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{U-2.6575}{0.834586}\right)\right]^2 \quad U\leq2.6575 \quad (13)$$

4. 적용 데이터의 그룹화 및 뉴로-퍼지(Neuro-Fuzzy) 해석 알고리즘

4.1 피에조콘 관입시험 데이터베이스(database)

본 연구의 데이터베이스는 그림 4 및 표 1과 같이 국내 17개 현장의 피에조콘 관입시험 결과값과 동일한 위

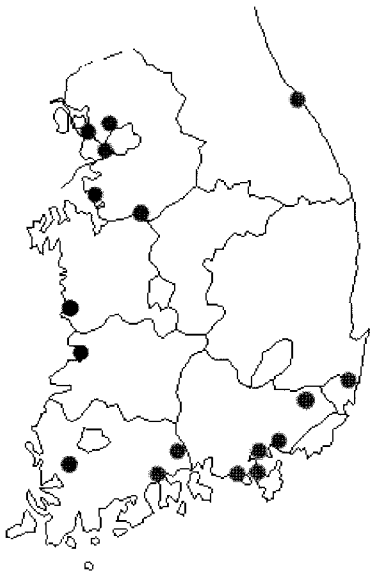

그림 4. 피에조콘 관입시험 위치

표 1. 지역별 피에조콘 관입시험 횟수와 대표 토질

시험지역		관입시험횟수	USCS
경기	평택	2회	CL, SP, SW
	시흥	3회	CL, SM, SP
	일산	1회	SM, SP
	인천	3회	CL, ML
충남	서천	4회	CL, SM, SP
	아산	1회	CL, SM
전남	영암	1회	CH, SP, SW
	광양	1회	CL, CH, ML, SP
전북	군장	9회	CH, CL, ML
경남	양산	4회	CL, SM
	통영	2회	CH
	하동	2회	CL, CH, MH, SP
	울산	2회	SM, SP-SC
	용원	4회	CH
	천성	4회	CH
	가덕	4회	CH
강원	내곡	2회	CL, MH, SP, SW

표 2. 대표 토질별 자료 수와 피에조콘 관측값의 범위

USCS	자료 수(개)	q_t(MPa)	f_s(MPa)	u_{bt}(MPa)
CH	2746	0.108~1.250	0.0001~0.030	0.051~0.683
CL	1861	0.028~6.520	0.0001~0.052	0.002~1.088
MH	36	0.608~1.640	0.003~0.028	0.018~0.255
ML	284	0.436~6.818	0.004~0.096	-0.092~0.562
SM, SP-SC	148	0.217~160.328	0.006~5.740	-0.960~3.256
SP, SW	98	1.232~36.263	0.005~0.857	-0.168~0.528

치에서의 시추조사와 실내시험 결과를 포함하고 있다. 피에조콘 관입시험은 5~10cm 간격으로 데이터를 취득하였으며, 자연시료와 SPT시료의 채취심도가 일치하는 피에조콘 데이터만을 선정하였다. 구축된 데이터베이스는 전체 5173개로 피에조콘 관입시험 횟수와 통일분류법(USCS)에 따른 대상지반의 대략적인 흙분류가 표 1에 정리되어 있으며 데이터베이스를 통일분류법 기준으로 6개 토질로 구분할 때 자료의 수와 피에조콘 관측값들의 범위가 표 2에 정리되어 있다.

4.2 FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링 알고리즘

구축된 데이터베이스는 표 2에 나타난 바와 같이 통일분류법 상 크게 6개 그룹으로 구분될 수 있으나, 효과적인 소프트 컴퓨팅 흙분류 모델을 구축하기 위해서는 측정된 피에조콘 관입시험 자료와 입력자료들의 특성을 분석하여 데이터 내에 존재하는 구조를 찾아내고 이들을 그룹화 하는 과정이 필요하다. 보통 데이터에 존재하는 구조를 찾아내어 이들을 그룹화 하는 기법으로는 임의의 데이터 집합을 몇 개의 소그룹으로 그룹화 할 수 있는 무감독 학습전략(unsupervised learning strategy) 클러스터링(clustering)이 이용되며 현재 가장 널리 사용되고 있는 방법은 FCM(Fuzzy C-mean) 알고리즘이다. 이 알고리즘은 n개의 항목으로 구성된 데이터 집합을 c개의 퍼지 클러스터로 분할하고자 할 때 식 (14)의 목적함수를 최소화하는 퍼지분할 $\hat{F}=\{\hat{F}_1,\hat{F}_2,...,\hat{F}_c\}$을 찾는 것이다.

$$J_m(U,V:X)=\sum_{i=1}^{c}\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^m \| X_k-V_i \|^2 \qquad (14)$$

여기서, $V=\{V_1,V_2,...,V_c\}$는 c개의 클러스터의 중심벡터 집합이며, $\| X_k-V_i \|$는 데이터 X_k와 i번째 클러스터의 중심과의 기하학적 거리를 나타낸다. μ_{ik}는 데이터 X_k가 퍼지 클러스터 $\hat{F}_i$에 대하여 속하는 정도를 나타내며, $(c\times n)$크기의 퍼지 분할 행렬 $U=[\mu_{ij}]$의 원소로 식 (15)를 만족한다.

$$\mu_{ik}\in[0,1], \sum_{i=1}^{c}\mu_{ik}=1 \qquad (15)$$

FCM 클러스터링 알고리즘의 순서를 정리하면 다음과 같다.

① 분할 수 c($2\le c\le n$)와 m의 값을 선택한다.
② 퍼지 분할 행렬 $U(t)$의 초기값을 결정한다. 일반적으로 식 (12)를 만족시키는 임의 값을 사용한다.
③ 식 (16)을 이용하여 클러스터의 중심 V를 계산한다.

$$V_i^{(t+1)}=\frac{\sum_{i=1}^{c}(\mu_{ik}^{(t)})^m X_k}{\sum_{i=1}^{c}\mu_{ik}^{(t)}},\ m>1,\ i=1,...,c \qquad (16)$$

④ 식 (14)를 이용하여 퍼지 분할 행렬을 재구성한다.

$$\mu_{ik}=\frac{1}{\sum_{j}^{c}\left(\frac{|X_k-V_i|^2}{|X_k-V_j|^2}\right)^{1/(m-1)}},\ i=1,...,c,\ k=1,...,n \qquad (17)$$

⑤ $|U(t+1)-U(t)|<\delta$를 만족하면 과정을 종료하고, 그렇지 않으면 단계 ④로 돌아가 반복한다. δ는 10^{-3}을 적용하였다.
⑥ ①~⑤의 과정을 반복하면서 최적 분할수와 m값을 선정한다.

여기서, 분할의 애매함(fuzziness)를 표시하는 매개변수인 m은 일반적으로 1.25나 2가 좋은 결과를 제공하는 것으로 알려져 있으나 본 연구에서는 분류 클러스터의 수와 입력변수 변화에 따른 최적의 m값을 선정하였다.

4.3 뉴로-퍼지(Neuro-Fuzzy) 해석 알고리즘

구축된 데이터베이스가 4.2절의 클러스터링 과정을 거쳐 그룹화 된 뒤, 얻어진 입력자료와 출력 그룹의 수에 근거하여 뉴로-퍼지 모델을 구성하고 학습을 수행하였다. 일반적으로 퍼지기법은 수치로 표현하기 어려운 데이터 또는 사건을 그대로 표현할 수 있다는 장점이 있지만 추론에 필요한 퍼지 멤버십함수의 결정에 있어 객관적이고 정확한 결정이 어렵다는 단점이 있다. 퍼지기법을 피에조콘 관입시험 데이터에 적용한 Pradhan(1998)과 Zhang과 Tumay(1999)도 퍼지 멤버십함수의 결정은 주관적 또는 경험적인 방식에 의존하였다. 그러나 적용대상지역의 지역성을 고려하여 퍼지 멤버십함수의 수정 또는 보완이 필요할 경우에 대응이 쉽지 않다는 문제가 있다. 반면, Neural network와 퍼지기법를 결합한 형태인 뉴로-퍼지는 각각의 장점만을 취득한 것으로 앞서 지적한 단점을 해결할 수 있을 것으로 기대된다. Neural network는 데이터 등의 변화에 대응이 빠르다는 장점이 있으나, 입력데이터가 수치화되어야 하는 단점을 가지는 반면, 퍼지기법은 멤버십함수의 형태로 수치화가 가능하므로 neural network와 상호보완적이다. 또한, 퍼지기법은 멤버십함수의 객관적 결정에 어려움이 있으나, 뉴로-퍼지의 경우 neural network 학습 알고리즘을 이용하여 입력자료와 출력자료의 상관관계를 최적화하는 멤버십함수를 결정하기 위한 학습이 선행되므로, 최적의 퍼지멤버십함수 결정이 객관적이고 업데이트에도 유리한 장점을 갖게 된다. 그림 5는 r두 개의 입력변수를 갖는 ANFIS 뉴로-퍼지 모델의 해석과정을 도식화하여 나타낸 것이다.

일반적인 퍼지모델의 경우 입력과 출력 모두에 멤버십함수를 사용하지만 이 경우 계산이 복잡해지고 수렴속도가 느려져 학습에 많은 시간이 소요되기 때문에

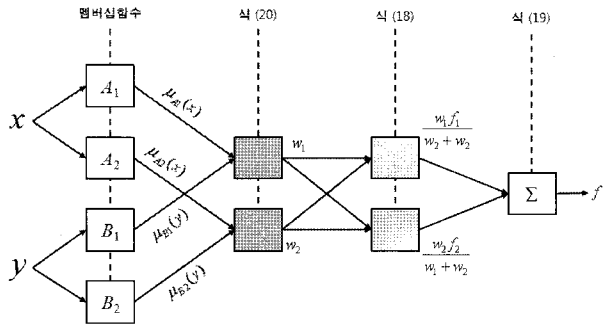

그림 5. ANFIS 뉴로-퍼지 모델의 계산 흐름

ANFIS(Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) 뉴로-퍼지 모델은 최종 출력 시에 멤버십함수를 사용하지 않고 식 (18)과 같이 정의되는 1차함수를 사용한다. 다음은 ANFIS 모델의 해석과정이다.

① 그림 5의 뉴로-퍼지의 결론부는 1차 함수로 정의되며, 입력변수가 2개일 경우 식 (18)과 같다. 여기서, p, q, r은 학습에 의하여 결정되는 상수들이며 x, y는 입력변수이다.

$$f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \tag{18a}$$

$$f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \tag{18b}$$

$$f = f_1 + f_2 \tag{18c}$$

② 가중계수 w_1과 w_2를 고려한 시스템의 종합 출력 f는 식 (19)와 같이 주어진다. 이때 가중계수는 주어진 입력값에 대한 각 퍼지 멤버십함수의 결과값을 구한 후 식 (20)과 같이 계산된다. 여기서, μ_{A1}는 x값의 퍼지 멤버십함수 결과에, μ_{B1}는 y값에 대응하는 퍼지 멤버십함수 결과에 각각 대응한다.

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} \tag{19}$$

$$w_1 = \mu_{A1}\mu_{B1},\ w_2 = \mu_{A2}\mu_{B2} \tag{20}$$

③ 계산 결과 얻어진 출력 f_k와 주어진 관측값 T_k로 정의되는 출력오차 e를 최소화하기 위한 1차함수의 변수 p, q, r과 사용된 멤버십함수 들의 변수들을 최적화하는 것으로 학습이 완료된다.

$$e = \frac{1}{2}\sum (f_k - T_k)^2 \tag{21}$$

5. 구축된 데이터베이스에 대한 적용 결과

5.1 데이터베이스에 대한 구조적 그룹화

피에조콘 데이터를 이용한 흙분류 뉴로-퍼지 모델의 구조와 입력 매개변수 결정을 위해 구축된 데이터베이스에 4.2절에 기술한 FCM 클러스터링 기법을 적용하였다. 이를 위해 피에조콘 관입시험 결과와 측정된 지하수위로부터 정수압 및 전응력을 조합하여 입력 매개변수

를 구성한 후 분류가 가능한 클러스터의 수와 입력 매개변수에 따른 성공률을 확인하였다. 먼저 입력변수 별로 최적의 클러스터링 수를 결정하기 위하여 데이터베이스를 토질 특성에 따라 3개~6개 그룹으로 나누고 최대의 성공률을 나타내는 그룹수를 결정하였다. 3개 그룹의 경우 점토(CH, CL), 실트(MH, ML), 모래(SM, SP, SP-SC, SW)이며, 4개 그룹의 경우 점토(CH, CL), 실트

표 3. 입력변수와 클러스터의 수에 따른 FCM 클러스터링 분류 성공률(%)

입력 매개변수	클러스터			
	3개	4개	5개	6개
$q_t, f_s, u_{bt}, \sigma_{v0}$	71	53	불가	52
q_t, f_s, u_{bt}	71	61	46	불가
q_t, R_f, B_q	74	60	48	42
$q_t, f_s, \Delta u$	70	60	69	42
$q_t, f_s, u_{bt}, R_f, B_q, \sigma_{v0}$	70	58	48	불가

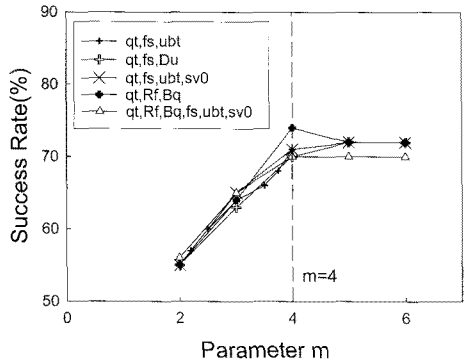

그림 6. 입력변수 별 m값의 변화에 따른 성공률의 변화(클러스터 = 3)

(MH, ML), 모래1(SM, SP-SC), 모래2(SP, SW)로, 5개 그룹의 경우 점토(CH, CL), 실트1(MH), 실트2(ML), 모래(SM, SP, SP-SC, SW), 6개 그룹의 경우 CH, CL, MH와 ML, SM과 SP-SC, SP, SW로 분류하였다. 클러스터링 결과를 성공률로 나타내었으며, 성공률이 특정 그룹에 포함되어 산정하기 어려울 경우 불가능한 것으로 간주하였다. 분석결과 표 3에 정리된 바와 같이 q_t, R_f, B_q를 입력변수로 사용하고 3개 그룹으로 클러스터링 하는 것이 74(%)로 최대 성공률을 나타내 뉴로-퍼지 모델의 최적구조와 입력변수로 선정하였다.

이때 분할의 애매함(fuzziness)을 표시하는 매개변수인 m값은 그림 6과 같이 입력변수와 m값의 변화에 따라 최적화 하였으며 3개의 클러스터를 갖는 경우 m값이 4를 지난 후에는 성공률의 변화가 없이 수렴하는 것으로 나타나 본 연구에서는 m=4를 적용하였다.

5.2 뉴로-퍼지 해석 결과

본 절에서는 5.1절의 클러스터링 결과를 토대로 입력매개변수 q_t, R_f, B_q를 사용하고 데이터베이스를 점토(CH, CL), 실트(MH, ML), 모래(SM, SP-SC, SP, SW)의 3개 그룹으로 나누는 뉴로-퍼지 모델을 구축하였다. 해석 시 식 (21)의 평균제곱 오차값이 목표 평균제곱 오차값(ε=0.01)보다 작아지거나 최대훈련회수가 200회에 도달되면 훈련과정을 종료하도록 프로그램 되었으며, 200회를 초과하여도 설정된 목표 평균제곱 오차값에 도달

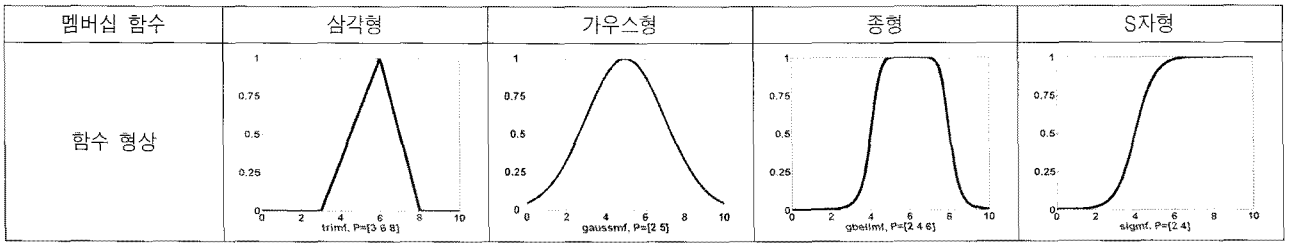

그림 7. 퍼지 멤버십함수 형상

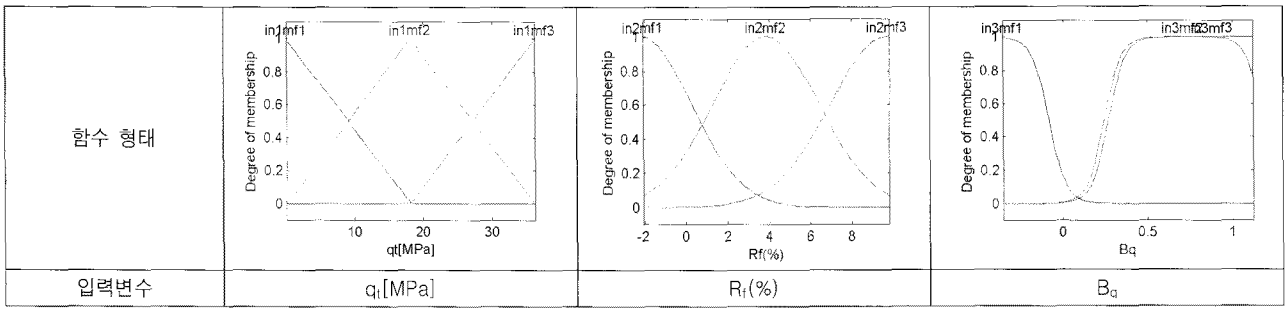

그림 8. 학습 후 결정된 멤버십함수

되지 않는 경우 학습이 불가능한 것으로 간주하였다. 입력변수 q_t, R_f, B_q에 삼각형(triangular), 가우스형(gauss), 종형(bell), S자형(sigmodial) 멤버십함수를 조합하여 적용하였고 그 형상은 그림 7과 같다.

표 4~표 7은 입력변수별로 그림 7의 퍼지 멤버십함수의 조합을 부여하여 뉴로-퍼지 학습을 수행한 결과를 나타낸 것이다. 각 퍼지 멤버십함수의 조합에 대해 흙분류 성공률(success rate, %)을 나타내었으며 멤버십함수의 조합에 따라 성공률에 차이가 있고, 학습이 불가능한 경우도 존재하였다. 흙 분류 성공률을 근거로 판단할 때, 표 4와 같이 q_t에 삼각형함수, R_f에 가우스함수, B_q에 S자형 함수를 적용한 경우가 79.09(%)로 가장 높은 흙 분류성공률을 나타내었으며, 학습 후 최적화된 멤버십함수의 형상은 그림 8과 같다.

표 4. q_t에 삼각형 함수를 적용한 경우의 흙분류 성공률

퍼지 멤버십함수의 조합			흙 분류 성공률(%)			평균 성공율 (%)
qt[Mpa]	R_f	B_q	점토	실트	모래	
삼각형	삼각형	삼각형	99.88	60.31	75.61	78.60
	삼각형	가우스형	99.43	57.19	72.76	76.46
	삼각형	종형	99.58	55.31	76.83	77.24
	삼각형	S자형	99.63	57.81	75.61	77.68
	가우스형	삼각형	99.85	59.06	80.49	79.80
	가우스형	가우스형	99.43	57.19	73.58	76.73
	가우스형	종형	99.63	54.38	77.24	77.08
	가우스형	S자형	99.58	57.19	80.49	79.09
	종형	삼각형	99.38	58.44	73.98	77.27
	종형	가우스형	99.48	55.94	75.61	77.01
	종형	종형	99.63	54.06	78.46	77.38
	종형	S자형	99.60	55.94	80.89	78.81
	S자형	삼각형	99.43	57.5	73.98	76.97
	S자형	가우스형	99.48	56.25	75.61	77.11
	S자형	종형	99.58	53.13	77.24	76.65
	S자형	S자형	99.58	55.31	80.89	78.59

표 5. q_t에 가우스 함수를 적용한 경우의 성공률

퍼지 멤버십함수의 조합			흙 분류 성공률(%)			평균 성공율 (%)
q_t[Mpa]	R_f	B_q	점토	실트	모래	
가우스형	삼각형	삼각형	99.60	57.19	73.98	76.92
	삼각형	가우스형	99.65	56.25	73.98	76.63
	삼각형	종형	99.43	51.25	72.36	74.35
	삼각형	S자형	99.48	57.19	71.95	76.21
	가우스형	삼각형	불가	불가	불가	불가
	가우스형	가우스형	99.65	57.50	76.42	77.86
	가우스형	종형	99.43	52.50	76.02	75.98
	가우스형	S자형	99.48	55.63	78.05	77.72
	종형	삼각형	99.13	54.69	72.36	75.39
	종형	가우스형	99.65	57.50	76.83	77.99
	종형	종형	99.43	52.50	74.80	75.58
	종형	S자형	99.50	55.63	78.05	77.73
	S자형	삼각형	99.13	55.63	67.07	73.94
	S자형	가우스형	99.58	55.63	76.02	77.08
	S자형	종형	99.48	51.88	72.76	74.71
	S자형	S자형	99.50	55.31	76.42	77.08

표 6. q_t에 종형 함수를 적용한 경우의 성공률

퍼지 멤버십함수의 조합			흙 분류 성공률(%)			평균 성공율 (%)
q_t[Mpa]	R_f	B_q	점토	실트	모래	
종형	삼각형	삼각형	98.93	53.13	63.41	71.82
	삼각형	가우스형	99.60	55.00	72.76	75.79
	삼각형	종형	99.50	53.13	73.58	75.40
	삼각형	S자형	99.43	57.19	69.51	75.38
	가우스형	삼각형	불가	불가	불가	불가
	가우스형	가우스형	99.73	57.50	77.64	78.29
	가우스형	종형	99.58	55.31	78.46	77.78
	가우스형	S자형	99.45	55.31	77.24	77.33
	종형	삼각형	99.80	54.06	80.89	78.25
	종형	가우스형	99.60	55.94	75.61	77.05
	종형	종형	99.50	54.69	75.61	76.60
	종형	S자형	99.48	54.38	76.42	76.76
	S자형	삼각형	98.98	55.63	65.04	73.22
	S자형	가우스형	99.58	54.06	76.83	76.82
	S자형	종형	99.45	50.31	71.14	73.63
	S자형	S자형	99.48	54.69	72.36	75.51

표 7. q_t에 S자형 함수를 적용한 경우의 성공률

퍼지 멤버십함수의 조합			흙 분류 성공률(%)			평균 성공율 (%)
q_t[Mpa]	R_f	B_q	점토	실트	모래	
S자형	삼각형	삼각형	99.50	59.38	74.39	77.76
	삼각형	가우스형	99.63	52.81	73.17	75.20
	삼각형	종형	99.58	47.81	75.20	74.20
	삼각형	S자형	99.53	53.75	75.20	76.16
	가우스형	삼각형	99.50	60.31	76.42	78.74
	가우스형	가우스형	99.60	53.44	74.80	75.95
	가우스형	종형	99.58	51.88	76.42	75.96
	가우스형	S자형	99.55	52.81	76.83	76.40
	종형	삼각형	99.53	59.06	78.46	79.02
	종형	가우스형	99.55	53.44	74.39	75.79
	종형	종형	99.58	52.50	74.80	75.63
	종형	S자형	99.55	52.81	75.61	75.99
	S자형	삼각형	99.55	59.06	78.05	78.89
	S자형	가우스형	99.60	52.50	77.24	76.45
	S자형	종형	99.55	53.75	74.80	76.03
	S자형	S자형	99.55	52.81	73.98	75.45

6. 제안된 모델에 대한 검증

본 절에서는 뉴로-퍼지 모델의 학습에 사용되지 않은 피에조콘 관입시험 데이터에 대하여 흙 분류를 수행하고 주상도 결과와 비교하여 모델의 검증을 실시하였다. 검증을 위한 데이터는 지역적으로 부산, 경남, 전남의 남해안 지역 3개소, 동해안의 울산지역과 서해안의 인천지역 각 1개소이며, 토질별 대표지층으로 점토질 3개소, 모래질 1개소, 실트질 1개소를 선정하였다. 또한 제안된 뉴로-퍼지 모델과 비교분석을 위해 퍼지이론을 이용한 Pradhan법, Tumay법과 국내 지반에 비교적 잘 적용되는 Robertson 등의 간극수압비 B_q를 이용한 흙분류 차트의 예측결과를 함께 나타내었다. 그림 1의 Robertson 등의 흙분류 차트는 흙의 거동중심으로 작성되어 통일분류법을 사용하는 국내여건상 비교를 위하여 3번 영역을 점토로, 실트는 4, 5번 영역, 8, 9번 영역은 모래로 분류

하였으며, 6, 7번 영역은 실트 또는 모래로 표기하는 것이 바람직하므로 이에 따라 나타내었다. 기타 영역은 데이터가 거의 분포하지 않는 것으로 나타났다(김찬홍 등, 2008). 모든 검증데이터의 흙분류 결과의 표기는 점토를 1번, 실트를 2번, 모래를 3번으로 부여하였고, 단 Robertson 등의 차트를 이용하는 경우 실트 또는 모래로 분류되는 6, 7번 영역의 경우만 2.5로 나타내었다. 분류가 불가할 경우는 0으로 나타내었다.

6.1 부산신항 공유수면 매립 현장

본 현장은 해상에 위치하며 상부로부터 점토층과 하부는 점토모래자갈층 또는 모래층으로 구성된다. 해저면은 해수의 이동으로 상부에 모래 등의 퇴적물이 일부 분포한다. 점토층에서 채취된 자연시료로부터 실내시험 결과 높은 압축성을 지닌 점토인 "CH"토질로 판정되었다. 자연함수비는 51.5~75.3(%), 액성한계 67.8~101.9, 소성한계 27.4~34.8의 범위를 나타낸다. 피에조콘 관입시험 결과와 시추주상도 및 200체 통과량과 자연함수비 및 아터버그한계를 그림 9와 그림 10에 나타내었다. 흙분류결과 Pradhan방법의 경우 그림 9, 그림 10과 같이 상부점토를 일정 깊이까지 실트층으로 오분류 하였으며, Tumay 방법은 그림 9에서는 점토층 사이에 존재하는 실트 층에 대해 비교적 정확한 예측을 하고 있으나 그림 10의 점토층에 대해서는 실트층으로 오분류 하였다. 또한 Robertson 등의 기존 흙분류 차트에 의한 분류는 시추주상도와 비교적 잘 부합되나, 김찬홍 등(2008)의 연구결과에 나타난 바와 같이 지층 상부에서 측정된 데이터가 흙분류가 불가능한 영역에 존재하는 것으로 나타났다. 그러나 본 연구에서 제안한 뉴로-퍼지 모델은 그림 9에 나타난 바와 같이 상부층과 하부층에 존재하는 실트층의 존재를 정확하게 분류하였고, 그림 10에 나타난 바와 같이 점토층을 오류 없이 분류하는 것으로 나타나 각 방법들 중 주상도와 가장 일치하는 결과를 보여준다.

6.2 경남 양산 현장

본 현장은 시추자료에 의하면 G.L-2.4m까지 실트질

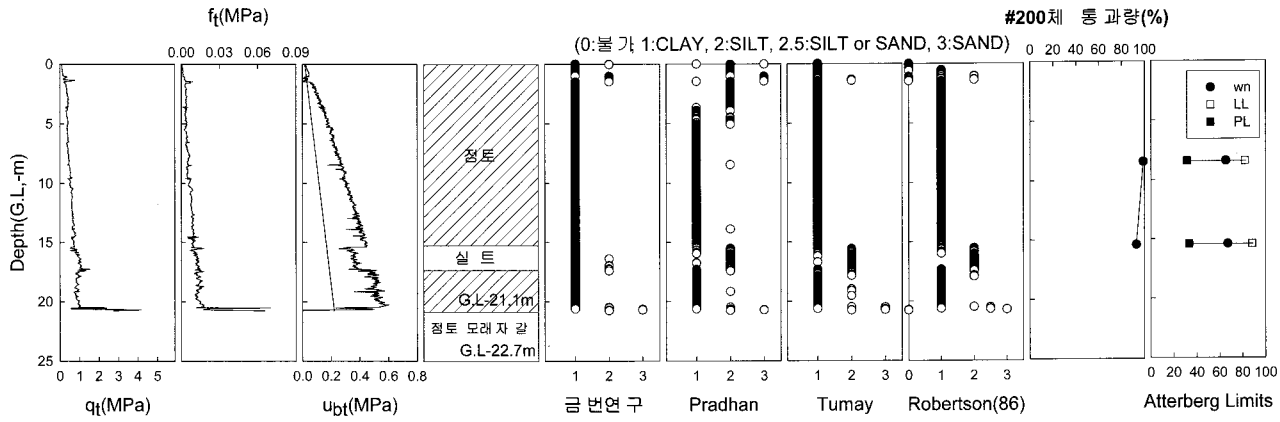

그림 9. 부산신항 공유수면 매립현장의 예측결과(1)

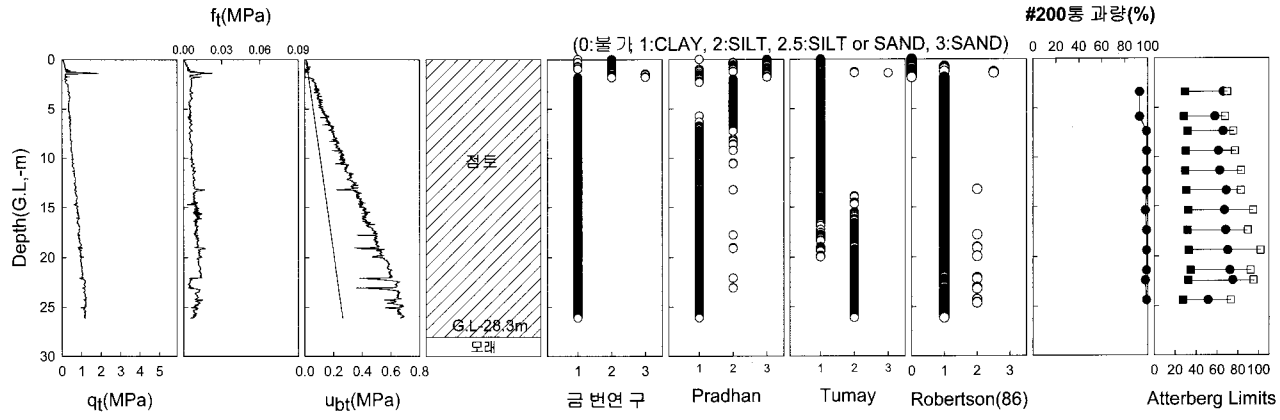

그림 10. 부산신항 공유수면 매립 현장의 예측결과(2)

모래층, G.L-11.7m까지 점토층, 하부는 모래질 자갈층으로 나타났고, 피에조콘 관입시험은 G.L-10.0m까지 수행되었다. 점토층에서 채취된 자연시료에 대한 통일분류 결과는 "CH" 또는 "CL"로 조사됐으며 자연함수비는 38.6~72.7(%). 액성한계 36.0~68.6, 소성한계 17.0~26.9의 범위를 나타낸다. 그림 11과 같이 기존의 소프트 컴퓨팅기법을 이용한 방법, Robertson의 흙분류 차트를 이용한 방법과 본 연구에서 제안한 뉴로-퍼지기법을 이용한 흙분류 결과, Tumay가 제안한 방법의 경우 지층의 대부분을 점토로 분류하고 있어 상부 실트질 모래에서 음의 관입간극수압이 측정되는 경우 예측 정확도가 현저히 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 김찬홍 등(2008)이 지적한 바와 같이 마찰율(R_f)만을 사용할 경우 분류 정확도가 떨어진다고 보고한 것과 일치한다. Pradhan이 제안한 방법의 경우 상부 실트질 모래층을 점토와 모래로 예측하여 크게 차이가 나지는 않지만, 하부의 점토층도 실트층으로 평가하고 있어 복잡한 지층의 변동성을 적절히 반영하지 못하는 것으로 나타났다. 또한 Robertson 등의 흙분류 차트에 의한 결과는 실트질 모래층에서 흙분류가 불가능한 경우가 상당수 존재하여 적용성이 떨어지는 것으로 나타났다. 제안된 방법의 경우, 실트질 모래층의 존재를 실트와 모래로 정확하게 분류하며 G.L-5.0m 부근에 분포하는 실트층의 존재도 정확하게 예측하는 것으로 나타나 모래지층 뿐 아니라 다층지반에서도 매우 효과적으로 적용할 수 있음을 확인하였다.

6.3 부산신항 배후부지 현장

본 현장의 경우 압밀을 촉진하기 위한 프리로딩공법의 일환으로 원지반 점토층 상부에 인위적인 모래투기가 진행되었다. 피에조콘 관입시험은 모래층을 확인한 후 종료하였으며 투기된 모래층 직하부는 점토층이 존재한다. 투기된 모래는 통일분류법으로는 "SM"으로 분류된다. 흙분류 결과 Tumay가 제안한 방법과 본 연구에서 제안된 방법 모두 모래층 및 점토층의 존재 및 두께를 정확하게 예측하고 있는 것으로 나타났다. Robertson 등의 흙분류 차트에 의한 결과는 앞서 예측결과와 같이 투기 모래층에서 흙분류가 불가능한 구간이 존재하는

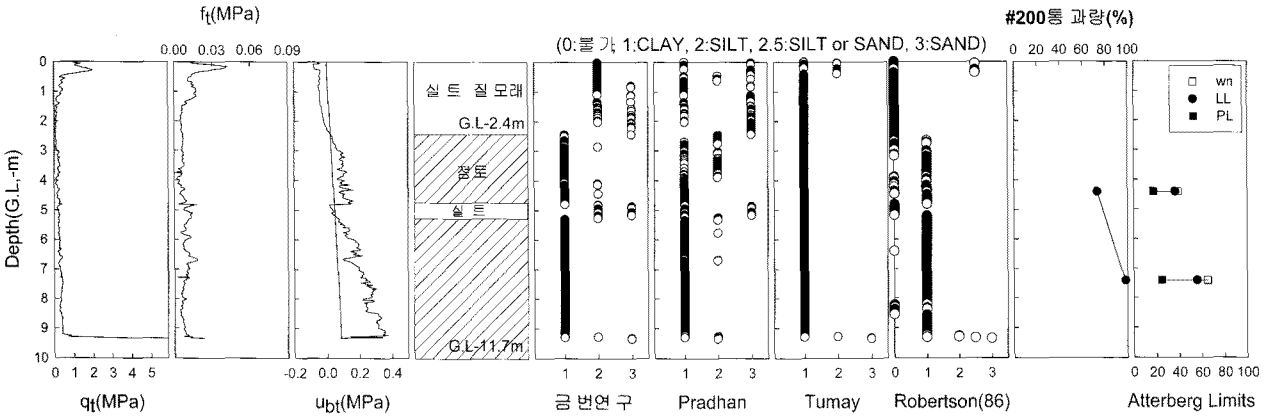

그림 11. 경남 양산 현장의 예측결과

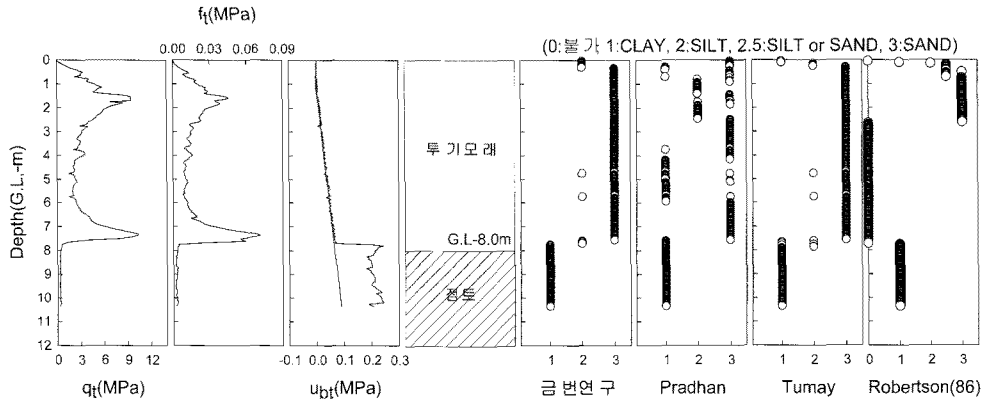

그림 12. 부산신항 배후부지 현장의 예측결과

것으로 나타났다. 한편 Pradhan의 방법은 관입간극수압(u_{bt})이 정수압과 같은 경우 흙분류의 정확도가 현저히 떨어지는 것으로 나타나며 이는 흙의 거동중심으로 작성되고 토질별로 영역이 중복되는 Robertson 등(1986)이 제안한 차트로부터 퍼지멤버십함수를 구성한데 기인한 것으로 판단된다.

6.4 전남 도장항 현장

본 현장은 해상이며, 보링 결과 G.L-1.8m까지 실트질 모래층, G.L-9.8m까지 점토층으로 구성되며, 하부는 자갈질 모래층이다. G.L-0.5m까지 케이싱 처리하였으며, 피에조콘 관입시험은 G.L-10.0m 부근까지 수행되었다. 실트질점토층에서 채취된 자연시료에 대한 통일분류법 결과는 "CH" 또는 "CL"이며, 자연함수비는 29.59~65.27(%). 액성한계 36.1~76.2, 소성한계 20.8~30.8의 범위를 나타났다. 그림 13에 나타낸 바와 같이 Tumay가 제안한 방법은 6.2절과 같이 관입간극수압이 음의 값을 나타낼 경우 오분류가 발생하는 것으로 평가되었다. 또한 Pradhan이 제안한 방법의 경우도 점토층을 실트층으로 평가하고 있어, 현 지반이 "CH" 또는 "CL"인 점을 감안하면 분류 정확도가 떨어짐을 알 수 있다. 제안된 방법은 주상도와 비교할 때 상부의 실트질 모래층을 약 1m 정도 과다하게 평가하는 것으로 보이나 표준관입시험 간격이 1.0~1.5m임을 감안하면 시추조사에서 발생할 수 있는 오류로 볼 수 있으며, 중간 점토층과 하부 모래층을 정확하게 예측하고 있어 높은 분류 성공률을 보였다. Robertson 등의 흙분류 차트에 의한 결과는 실트질 모래층을 분류하지 못하는 것으로 나타났다.

6.5 인천 동북아 무역센터 현장

본 현장은 시추조사에 의하면, G.L-8.5m까지 매립층, G.L-19.0m까지 점토질 실트층이며, 하부는 모래질 실트층과 실트질 모래층으로 구성된다. 피에조콘 관입시험은 매립층을 선천공 후 케이싱 처리하여 G.L-18.6m 부근까지 수행되었다. 점토질 실트층에서 채취된 자연시료에 대한 통일분류법 결과는 "ML"이며, G.L-17.2~-18.0m에서 채취된 시

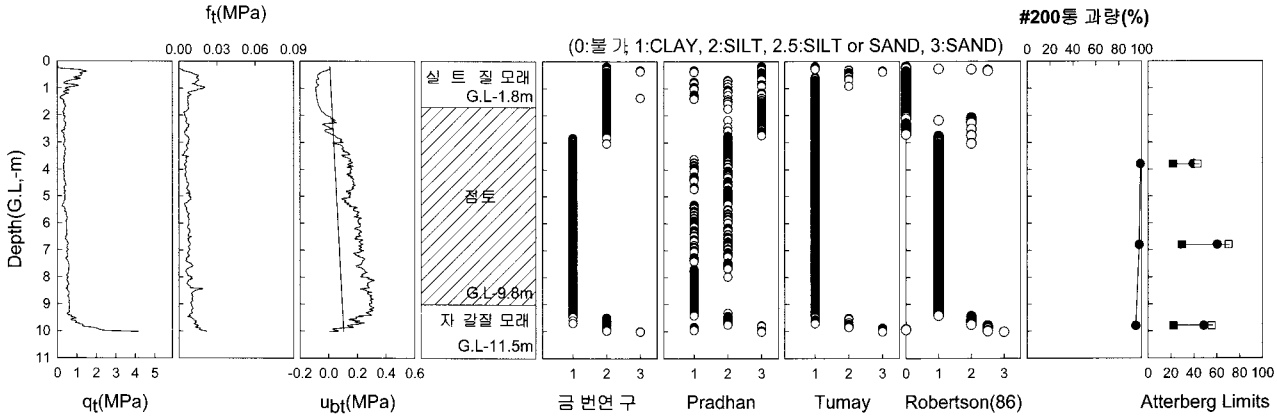

그림 13. 전남 도장항 현장의 예측결과

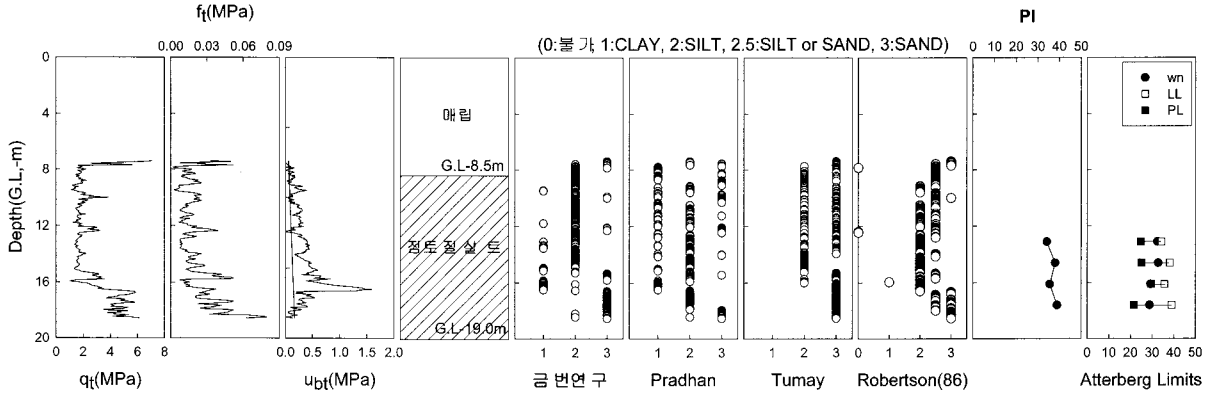

그림 14. 인천 동북아 무역센터 현장의 예측결과

료는 "CL"로 분류되었다. 자연함수비는 28.8~32.8(%), 액성한계는 34.2~38.9, 소성한계는 21.5~29.5로 나타났다. 그림 14의 흙 분류 결과, Tumay가 제안한 방법의 경우 실트와 모래가 균등하게 분포하는 것으로 평가하였으나 주상도 상 "ML"이 우세하며 "CL"도 일부 분포하는 것을 고려할 때 모래가 과다하게 평가된 것으로 보인다. Pradhan이 제안한 방법의 경우 전체적으로 점토, 실트, 모래가 복합적으로 분포하는 지층으로 평가하고 있어 현장의 특성을 제대로 반영하지 못하는 것으로 나타난다. 또한 Robertson의 흙분류 차트에 의한 결과는 점토질 실트층을 실트 또는 모래로 분류하고 있어 비교적 적정한 분류를 하는 것으로 나타났다. 본 연구에서 제안된 뉴로-퍼지 모델의 경우 점토질 실트층을 실트층으로 일관성 있게 분류하고 있으며, 하부에 일부 분포하는 "CL"로 분류되는 점토층의 존재도 비교적 정확하게 예상하고 있어 매우 성공적으로 흙분류를 수행하였다.

6.6 울산 남방파제 현장

본 현장은 수심이 30m 가량 되는 해상으로 G.L-17.0m까지 실트질 점토층이며, 이후 모래 또는 모래자갈층이 분포한다. 피에조콘 관입시험은 해저면 기준 G.L-3.7m까지 선천공 후 케이싱 처리하여 G.L-16.7m 까지 수행되었다. 실트질 점토층에서 채취된 자연시료에 대한 통일분류법 결과는 "CH"이며, G.L-16.0~-16.8m에서 채취된 시료의 경우 "CL"로 나타났다. "CH"로 분류된 구간의 자연함수비는 70.1~90.8(%), 액성한계는 76.7~96.4, 소성한계는 31.9~36.4로 나타났다. 반면, "CL"로 분류된 구간의 경우 자연함수비는 38.1(%), 액성한계 41.2, 소성한계 21.9로 나타났다. 그림 15의 흙분류 결과, Pradhan 방법과 Robertson 등의 방법, 그리고 본 연구에서 제안된 방법이 모두 성공적으로 분류함을 알 수 있다. 그러나 Tumay가 제안한 방법의 경우, 점토층 하부에 존재하는 모래의 존재를 다소 빠르게 반영하여 분류하는 경향이 나타났으며 이는 다른 방법들과 달리 간극수압의 변화를 흙분류에 반영하지 않기 때문에 발생하는 오분류로 판단된다.

7. 결 론

클러스터링과 뉴로-퍼지 이론을 적용하여 피에조콘 관입시험 결과로부터 흙분류를 수행하는 시스템을 제안하였으며 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) 구축된 국내 피에조콘 자료에 대한 FCM 클러스터링 결과, q_t, R_f, B_q를 입력변수로 사용하고 흙분류의 수를 3개 그룹(cluster)으로 분류할 경우에 성공률 74%로 최적의 분류가 가능한 것으로 나타났다.

(2) FCM 클러스터링 결과를 바탕으로 입력변수로 q_t, R_f, B_q를 적용하고 점토, 실트, 모래의 3개 그룹으로 흙분류를 수행하는 뉴로퍼지 모델을 구성하였다. 구성된 입력변수에 다양한 조합의 퍼지 멤버십함수를 적용하여 국내 5173개 데이터에 대한 학습을 수행한 결과, q_t의 경우 삼각형 멤버십함수, R_f의 경우 가우스형 멤버십함수, B_q의 경우 S자형 멤버십함수를 적용할 경우 흙분류 성공률 79.09%로 가장 높은 분류 성공률을 나타냈다.

(3) 기존 소프트 컴퓨팅 기법을 이용한 연구들 중, Tumay가 제안한 방법은 입력변수로 간극수압을 반영하지 않기 때문에 음의 관입간극수압이 측정되거나 정수압과 같은 수압이 관측되는 경우에 흙분류 성공율이 현저히 떨어지는 것으로 나타났다. 한편 기존 흙

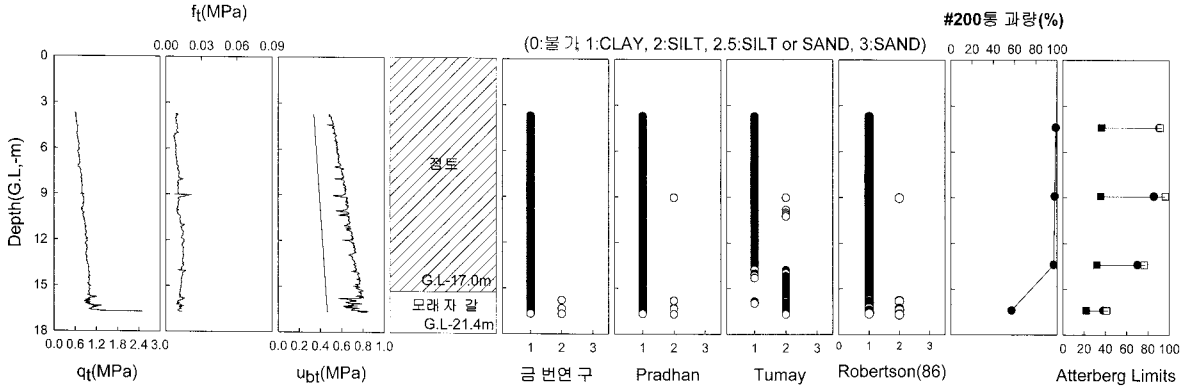

그림 15. 울산 남방파제 현장의 예측결과

분류 차트 중 국내지반에 대해 가장 효과적인 것으로 판단되는 Robertson 등(1986)이 제안한 흙분류차트도 지층의 상부와 투기된 모래층의 중간심도에서도 흙분류가 이루어지지 않는 등 효율적이지 못한 부분이 있음을 확인하였다. 또한 Robertson 등(1986)의 차트를 바탕으로 제안된 Pradhan방법의 경우도 원 차트와 유사하게 국내지반에 대한 흙분류에 효율적이지 못한 것으로 나타났다.

(4) 반면 본 연구에서 제안된 뉴로-퍼지 흙분류 모델은 시추주상도 결과와 대부분 높은 일치도를 보여 클러스터링 기법과 뉴로-퍼지 이론을 이용한 흙분류 방법의 적용성이 매우 높은 것으로 나타났으며 제안된 모델이 국내 자료에 대한 예측의 신뢰도를 충분히 확보하는 것으로 나타났다.

(5) 뿐만 아니라 본 연구에서 제안한 뉴로-퍼지 흙분류 모델은 도표형식의 기존 흙분류 방법과 달리 새로운 자료에 대한 적응성이 매우 우수하기 때문에 향후 국내지반을 대상으로 추가 데이터베이스를 구축하여 재학습할 경우 보다 효과적인 모델로 발전할 수 있다.

참 고 문 헌

1. 김찬홍, 임종철, 김영상 (2008), 콘관입시험결과를 이용한 흙분류 차트의 적용성에 관한 연구, *대한토목학회논문집*, 제 28권 5C, pp.293-302.
2. 이선재, 정충기, 김명모 (1998), 퍼에조콘을 이용한 국내 지반 흙분류, *한국지반공학회지*, 제 14권, 제4호, pp.163-175.
3. 황희수 (2006), *퍼지 진화컴퓨팅 프로그래밍*, 내하출판사, pp.41-53.
4. Douglas, B.J., Olsen, R.S. (1981), Soil classification using electric cone penetrometer, *Cone Penetration Testing and Experience*, Proceedings of the ASCE National Convention, St, Louis. pp. 209-217.
5. Hegazy, Y.A., Mayne, P.W. (2002), Objective Site Characterization using Clustering of Piezocone Data, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, Vol.128, No.12, pp.986-996.
6. Pradhan, T.B.S (1998), Soil Identification using Piezocone Data by Fuzzy Method, *Soils and Foundations*, Vol.38, No.1, pp.255-262.
7. Tumay, M., Farsakh (2008), From Theory to Implementation of a CPT-Based Probabilistic and Fuzzy Soil Classifications, *KGS spring national conference*, 초청강연 II-1~17.
8. Robertson, P.K., Campanella, R.G (1986), Guideline for Use, Interpretation and Application of the CPT and CPTU, *UBC Soil Mechaics Series No. 105*, Dept. of Civil Eng., Vancouver.
9. Zadeh, L.A, Yuan, Geoge J.K.B. (1965), *Fuzzy set, Fuzzy Logic and Fuzzy System.*
10. Zhang, Z., Tumay, M.T. (1996), Simplification of Soil Classification Charts Derived from the Cone Penetration Test, *Geotechnical Testing Journal*, Vol.19, No.2, pp.203-216.
11. Zhang, Z., Tumay, M.T. (1999), Statistical to Fuzzy Approach toward CPT Soil Classification, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, Vol.125, No.3, pp.179-186.

(접수일자 2008. 5. 8, 심사완료일 2008. 9. 29)