

Fuzzy C-means 클러스터링 기법을 이용한 콘 관입 데이터의 해석

Analysis of Cone Penetration Data Using Fuzzy C-means Clustering

우철웅* · 장병욱* · 원정윤**

Woo, Chull-Woong · Chang, Pyoung-Wuck · Won, Jeong-Yun

Abstract

Methods of fuzzy C-means have been used to characterize geotechnical information from static cone penetration data. As contrary with traditional classification methods such as Robertson classification chart, the FCM expresses classes not conclusiveness but fuzzy. The results show that the FCM is useful to characterize ground information that can not be easily found by using normal classification chart. But optimal number of classes may not be easily defined. So, the optimal number of classes should be determined considering not only technical measures but engineering aspects.

Keywords : Fuzzy clustering, Static cone penetration, Classification

I. 서 론

콘 관입시험은 원추모양의 관입체를 관입하면서 발생하는 저항력을 측정하여 지반의 공학적 특성을 파악하는 원위치 시험 방법의 하나로서 신속하고 경제적이며 연속적인 측정이라는 장점에 의해 널리 사용되고 있다. 근래에는 간극수압 등 여러 센서를 부착하여 다양한 지반특성의 측정이 가능해짐에 따라 그 용도가 더욱 확대되고 있다.

콘 관입시험 결과를 이용하여 흙을 분류한 최초의 시도는 Begemann(1965)에 의한 마찰비(friction ratio)에 따른 분류이다. Sanglerat 등(1974)에 의해 마찰비와 콘 저항을 고려한 분류가 시도되었으며 이후 Schmertmann(1978), Douglas and Olsen(1981), Robertson(1986) 등에 의하여 개선되었다. 근래에는 Robertson 등(1986)에 의한 분류가 널리 사용되는데 콘 저항, 마찰저항비 및 간극수압비를 이용하여 12개로 구분하고 있다. 이외에도 피에조 콘에 의해 측정되는 간극수압을 이용한 분류가 Jones and Rust(1982), Senneset 등(1989), Robertson(1990) 등에 의해 시도되었다. 이와 같은 분류는 흙의 공학적 분류와 측정 데이터의 상관관계로부터 유도되고 있으나 Pradhan

* 서울대학교 농업생명과학대학
** 서울대학교 대학원
* Corresponding author. Tel.: +82-31-290-2370
fax: +82-31-294-1816
E-mail address: wood@nate.com

(1998)이 지적인 바와 같이 동일한 측정 데이터에 대하여 일부 분류체계는 두 개의 각각 다른 구역으로 구분하는 경우도 있으며 여러 분류체계가 상당히 다른 결과를 주는 경우도 있다.

한편, 지반의 불확실성을 퍼지(Fuzzy)로 표현하려는 여러 연구들이 수행되었다. Juang 등(1992)은 흙의 공학적 특성과 같은 무작위적이지 않은 불확정 특성을 퍼지집합으로 표현할 수 있음을 보였다. Huang 등(1997)은 흙의 분류에 따라 흙의 특성을 입경과 소성도를 반영한 퍼지집합(GGPS)을 유도하고 이를 지층의 층서 구분에 적용하였다. Zhu(1997)는 토양의 특성의 유사성에 기초한 퍼지벡터를 작성하고 이를 토성의 공간적 분포의 표현에 적용하였다. Pradhan(1998)은 콘 관입시험 결과를 모래, 실트, 점토의 세 개의 흙에 대한 퍼지함수로 표현하여 콘 관입시험 결과를 해석하였다. 이들 연구는 주로 지반의 공간적 특성화에 퍼지 기법이 적용될 수 있음을 보이고 있다.

분류란 통계학에서 주어진 데이터를 여러 개의 대표 패턴들과 비교하여 가장 근접한 것으로 소속시키는 것이다. 이러한 분류기법은 인위적 판단이 개입되는 감독분류(supervised classification)과 비감독 분류(unsupervised classification)으로 나눌 수 있다. 앞서 살펴본 여러 지반 분류는 감독분류의 일종이라고 할 수 있을 것이다. 그러나 Erik(1977)이 지적인 바와 같이 흙의 특성은 균질한 지층에서도 지점마다 다른 등 불확실성이 큰 특징이 있다. Robertson의 분류도와 같은 판단기준을 이용한 분류는 기준 자체의 불확실성은 물론이거니와 토성 자체의 불확실성을 반영하지 못하며 동일한 그룹에서의 토성의 변이, 실제 지반의 불확실성 등을 반영하지 못하는 기계적인 분류에 그치고 있다. 반면 비감독 분류란 데이터 자체의 분포만으로 분류하는 방법으로서 데이터를 유사한 특성을 갖는 수개의 군집(cluster)로 분류하는 방법이다. 감독분류가 기존의 데이터를 기반으로 새로운 데이터를 분류하는 것을 목표로 하고 있다면 클러스터링은

주로 기존의 데이터를 조직화하는 것을 목표로 한다. 따라서, 비감독 분류는 분류의 학습데이터(ground truth data)를 이용하지 않는다.

클러스터링 기법중 대표적인 방법으로는 k-means 알고리즘과 ISODATA 알고리즘이 있다. 이들 방법은 수개의 군집으로 데이터를 분류하는데 그치고 있어 각 데이터가 갖는 다양한 특성을 표현하지는 못하고 있다. 이러한 데이터의 군집화에 있어 분류의 모호함 즉, 퍼지이론을 분류에 적용하는 여러 방법중 가장 널리 사용되고 있는 방법이 Fuzzy C-means 클러스터링(FCM)이다. 본 연구에서는 퍼지 클러스터링기법에 의한 군집화를 기계식 콘 관입시험 자료에 적용하여 지반특성을 파악하는데 있어 그 유용성을 밝히고자 하였다.

II. Fuzzy C-means 클러스터링

1. FCM

단순 클러스터링은 주어진 데이터들 간의 경계가 명확할 때 각 데이터의 유사도에 따라 군집화하는 방법이다. 따라서 경계가 명확하지 않을 때 실제 데이터간의 군집성을 묘사하기에 적절하지 않으며 데이터의 분포 성질이 손상될 수 있다. 이를 개선하기 위하여 Bezdek(1981)은 각 데이터와 특정 클러스터 중심과의 거리에 소속정도를 부여하는 FCM 알고리즘을 제안하였다. FCM은 크리슘(crisp) 분류라고도 하는 통상적인 분류에서는 무시되는 군집의 부정확성을 군집사이의 점진적 천이를 이용하여 퍼지적으로 표현한다. 이러한 퍼지 분류법이 전통적 분류법보다 더 많은 정보를 준다는 것은 잘 알려져 있다. 더구나, 퍼지 분류는 크리슘 분류보다 더 강인한 결과를 주는데 이것은 덜 정교한 데이터가 새로운 입력자료로 사용되더라도 정보의 내용을 보다 잘 보존하기 때문이다.

p 차원을 갖는 n 개의 관측치를 c 개의 군집으로 나누는 문제에서 군집분류를 표현하는 $n \times c$ 크

기의 행렬을 M 이라 할 때, 만일 i 번째 요소가 j 군집에 속하면 $m_{ij}=1$ 이며 그렇지 않으면 $m_{ij}=0$ 으로 표현된다. 이때 m_{ij} 는 다음과 같은 조건을 만족한다.

$$\sum_{j=1}^c m_{ij} = 1 \quad 1 \leq i \leq n \dots\dots\dots (1)$$

$$\sum_{i=1}^n m_{ij} > 0 \quad 1 \leq j \leq c \dots\dots\dots (2)$$

$$m_{ij} \in \{0, 1\} \quad 1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq c \dots\dots\dots (3)$$

여기서, 조건 (3)이 퍼지 클러스터링과 일반군집의 가장 큰 차이이다. 퍼지군집에서 조건 (3)은 클래스 소속값 즉, 0에서 1사이의 값으로 표현된다. 따라서,

$$m_{ij} \in [0, 1] \quad 1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq c \dots\dots\dots (4)$$

퍼지분류는 위의 조건 (1), (2), (4)를 만족하는 연산을 하는 기법으로서 보통의 분류기법의 일반화라고 할 수 있다. FCM 알고리즘은 퍼지 클러스터링 알고리즘 중에서 가장 폭넓게 사용되는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 C-means 클러스터링 방법의 확장이다. C-means 클러스터링의 목적함수는 다음과 같이 정의된다.

$$J(M, c) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c m_{ij} d^2(x_{iv}, C_{jv}) \dots\dots\dots (5)$$

여기서, C 는 $c \times p$ 크기의 클래스 중심의 행렬이며 $d^2(x_{iv}, C_{jv})$ 는 x_{iv} 와 C_{jv} 사이의 거리이다. 주어진 거리 척도에 따라서 이 목적함수를 최소화 하는 클래스 중심을 찾는 것이다. FCM은 다음과 같은 목적함수를 최소로 하도록 데이터 집합을 분류한다.

$$J(M, C) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c m_{ij}^q d_{ij}^2 \dots\dots\dots (6)$$

여기서, q 는 모호함의 정도를 결정하는 퍼지승수이며 1보다 큰 값이다. 이 값이 작아질수록 퍼지 분류의 결과에서 모호성은 축소되며 1이면 통상의 C-means 클러스터링이 된다. 대부분의 경우 이 값은 1에서 2 사이의 값이 사용된다. 상대거리 d_{ij} 는 다음과 같이 정의된다.

$$d_{ij}^2 = \sum_{p=1}^p (x_{ip} - C_{jp})^2 \dots\dots\dots (7) \\ = (x_i - C_j)^T E (x_i - C_j)$$

배열 E 는 거리 평가방법에 따라 결정되는 스케일링 매트릭스(scaling matrix)이다. 이 거리 평가 기준은 기하거리(Euclidean distance), 대각거리(diagonal distance) 및 마하라노비스 거리(Mahalanobis distance) 등이 적용될 수 있다. 두 개의 p -차원의 관측점 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ 와 $y = (y_1, y_2, \dots, y_p)^T$ 에 대하여 Euclidean 거리는 다음과 같다.

$$d(x, y)^2 = [x - y]^T [x - y] \dots\dots\dots (8)$$

Euclidean 거리의 경우에는 각각의 변수에 동일한 가중치가 주어지게 된다. 대각거리는 다음과 같다.

$$d(x, y)^2 = [x - y]^T D^{-1} [x - y] \dots\dots\dots (9)$$

여기서, D 는 대각 매트릭스이다. 대각거리는 변수의 분산에 따라 정규화하여 가중치를 부여하는 특성을 가지고 있다. 두 점간의 통계적 거리 즉, Mahalanobis 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$d(x, y)^2 = [x - y]^T A [x - y] \dots\dots\dots (10)$$

여기서, $A (= S^{-1})$ 는 공분산 행렬의 역으로 정의되며 Mahalanobis 거리는 변수간의 상관성이 고려된다. FCM을 지반의 특성화에 도입한 시도로는 Lagacherie 등(1997)에 의한 토양, 지하수위, 배

수 특성 등의 인자에 따른 농지의 분류, Burrough 등(2000)에 의한 고해상도 수치고도데이터의 지형 인자 분류 등이 있다.

2. FCM 결과의 평가

분류의 결과를 평가 즉, 적절한 퍼지승수와 실제와 가장 근접한 결과를 주는 군집의 개수를 결정하는 것이 FCM의 가장 중요한 문제이다. 이를 위해 주로 사용되는 방법은 퍼지 퍼포먼트 지수(FPI, Fuzzy Partition Index)와 퍼지 엔트로피(MFE, Modified Fuzzy Entropy)이다(Odeh 등, 1992). 이 변수를 이용하여 데이터에 가장 적합한 군집개수와 퍼지승수 ϕ 를 결정할 수 있다. FPI는 다음 식과 같다.

$$FPI = \frac{1 - (cF - 1)}{F - 1} \dots\dots\dots (11)$$

여기서, F 는 파티션 계수로서 다음과 같다.

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (m_{ij})^2 \dots\dots\dots (12)$$

MFE는 특정한 군집개수에 대한 무질서의 정도를 표현한다.

$$MFE = \frac{H}{\log c} \dots\dots\dots (13)$$

$$H = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c m_{ik} \times \log(m_{ik}) \dots\dots\dots (14)$$

몇몇 경우에 이들이 최적의 값을 주지 않는다 (Vriend et al., 1988)고 알려져 있으며 다른 평가 기법들이 제시되고 있다. 그러나 본 연구의 목적은 정교한 군집정도의 아니라 FCM을 이용한 평가의 가능성을 검토하는데 있으므로 이 두 값으로 평가하였다.

III. 사례지구

본 논문에서 사례로 제시한 현장은 Fig. 1과 같이 전라남도 영산강 하구연 주변에 위치하고 있는

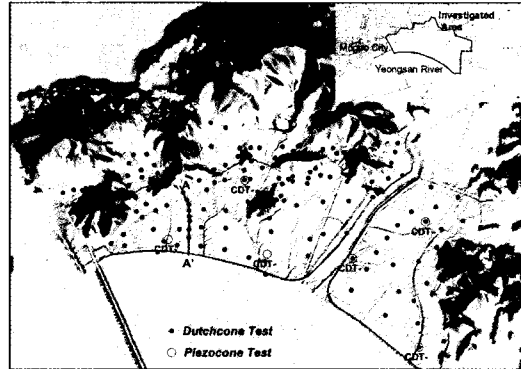


Fig. 1 Map of investigated area (Case 1)

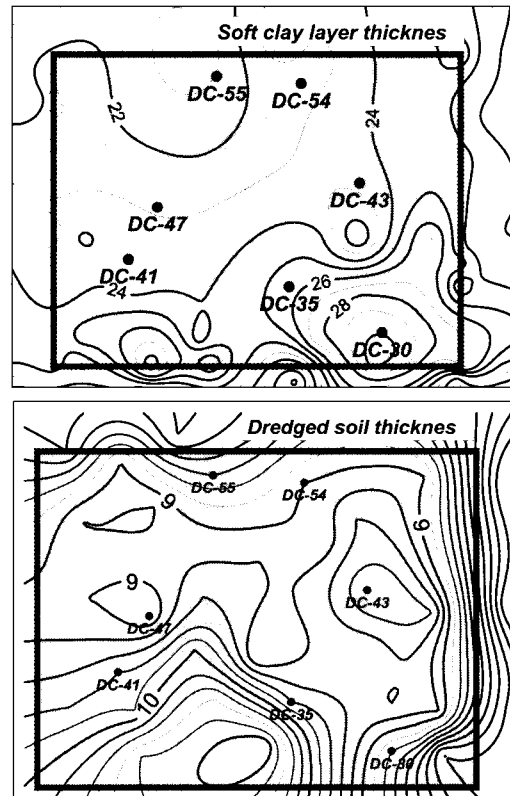


Fig. 2 The thickness of soft clay layer and dredged soil (Case 2)

간척지 현장(Case 1)과 Fig. 2와 같이 전라남도 광양시에 위치한 준설토 투기장(Case 2)이다. Case 1 현장과 더치콘시험 결과는 Won 등(2003)이 연구한 자료와 동일한 자료이다. Case 2 현장은 700×1400 m 크기의 투기장으로 연약한 원지반 위에 항로준설토로 발생한 준설토를 투기하여 조성 되었으며 준설토 층후는 약 9~10m에 달한다.

Fig. 2에서는 Case 2 현장의 연약층후(원지반+준설토)와 준설토층후의 등고선을 더치콘 조사지점과 같이 나타내고 있다. Case 2 현장에 대한 실내시험 결과 준설토와 원지반은 모두 통일분류법상 CH로 분류되며, 준설토의 자연함수비는 액성한계보다 크고 원지반은 액성한계와 비슷하다. 전단강도는 심도에 따라 증가하는 경향을 볼 수 있지만 간극비

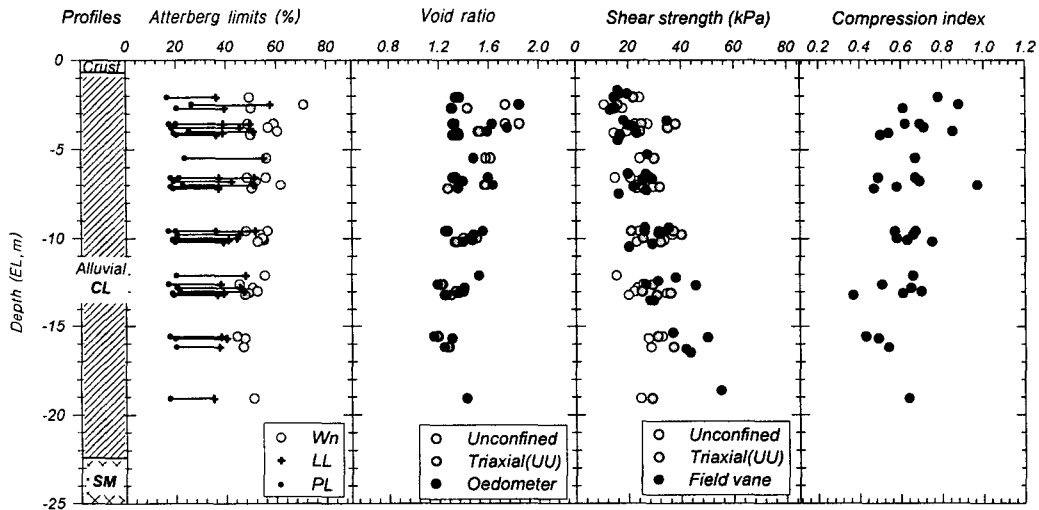


Fig. 3 Physical and mechanical properties of the soft clay layer (Case 1)

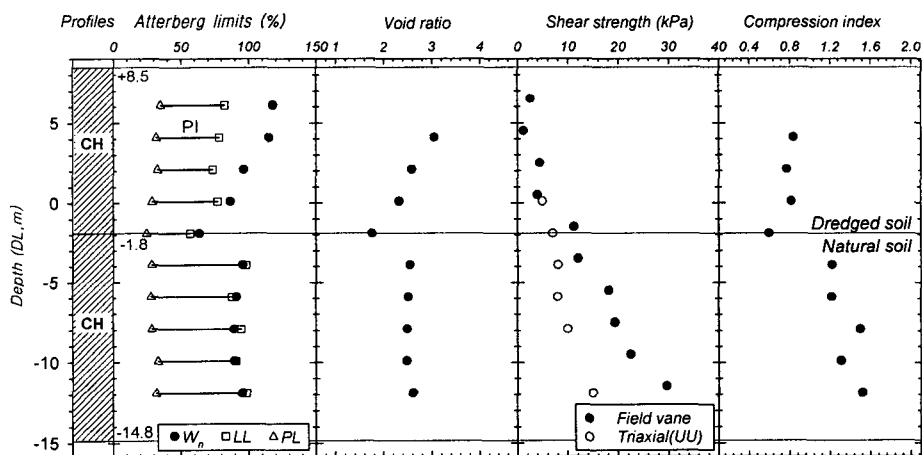


Fig. 4 Physical and mechanical properties of the soft clay layer (Case 2)

와 압축지수는 준설토에서는 심도에 따라 감소하고 원지반에서는 심도에 상관없이 일정하게 나타나고 있다.

IV. 결과 및 고찰

기계식 콘 관입시험에서는 심도에 따른 콘관입저항(q_c), 마찰저항(F_s)이 측정된다. 이들 값을 모두 이용하여 FCM을 실시한 경우에는 연약지반의 심도가 일정하지 않기 때문에 이에 영향을 받는 것으로 나타났다. 즉, 연약지반의 심도가 깊고 관입저항이 낮은 경우와 심도가 얇고 q_c 가 큰 데이터에서 잘못된 클래스로 분류하는 것으로 나타났다. 따

라서, 측정심도는 클러스터링에 적용하지 않는 것이 타당한 것으로 판단하였다. 또한, q_c 는 그 절대값이 마찰율보다 매우 크기 때문에 클러스터링 결과에 영향을 미치게 된다. diagonal 및 Mahalanobis 거리의 경우에는 이러한 통계적 차이를 반영하여 분류되나 Euclidean 거리에서는 절대적 거리가 q_c 에 의해 좌우되게 되어 마찰율이 클러스터링 과정에서 과소평가될 것으로 예상되었다. 또, Robertson (1986) 등 여러 연구자들은 토성분류에 있어 q_c 의 로그값을 사용하고 있어 이러한 점을 고려하여 Euclidean 거리의 경우에는 마찰저항에 자연로그를 취하여 클러스터링 하였다.

FCM의 거리기준으로 앞서 살펴본 Euclidean,

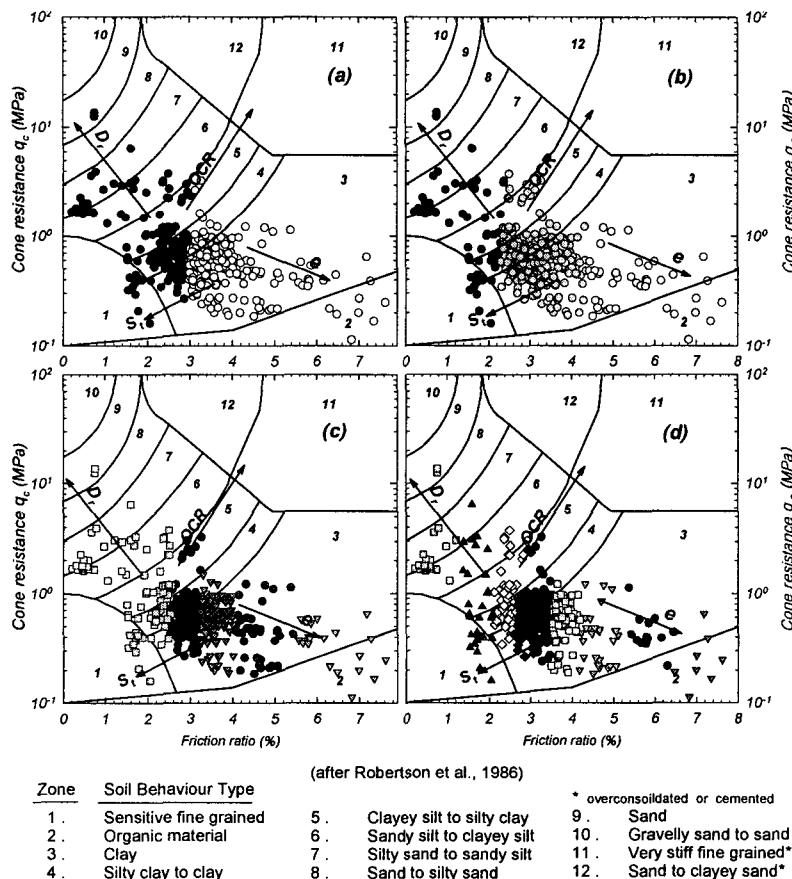


Fig. 5 Results of FCM using Euclidean distance (Case 1)

diagonal 및 Mahalanobis 거리를 사용하여 사례지 구 1의 콘관입시험 데이터를 군집화한 결과는 Fig. 2~4와 같다. Fig. 2는 Euclidean 거리를 이용하여 각각 2, 3, 6, 9개의 군집으로 분류한 결과이다. 이를 살펴보면 기하거리에 따른 분류는 군집간의 거리의 절대값에 따른 분류임을 알 수 있다. Fig. 3은 대각거리를 기준으로 하여 2, 3, 6, 9개로 분류한 결과이다. 이로부터 대각거리를 기준으로한 분류는 콘지수(q_c)와 마찰률(F_r)의 대각거리 방향으로 분류되고 있으며 결과적으로 Robertson의 분류와 거의 동일한 경계구분을 수행하였다. 3개의 군집으로 구분한 결과를 보면 연약한 지층과 중간 정도의 점토 및 상대적으로 큰 강도를 갖는 군집으로 크게 대별되고 있음을 알 수 있게 하며 6개의

군집으로 나눈 결과에서는 점토질 지반에서도 Robertson에 따르면 상대적으로 과압밀 특성을 보이는 그룹도 구별해 내고 있는 것을 볼 수 있다. Fig. 4는 역시 동일한 데이터를 Mahalanobis 거리에 따라 분류한 결과이다. 이 그림은 기본 분류 방향이 diagonal distance의 경우와는 반대로 나타났으며 군집의 개수가 작은 경우에는 토성 분류와는 다소 차이가 있는 것으로 보인다. 군집의 개수가 커지는 경우에는 상대적으로 외곽에 있는 군집의 경우에는 diagonal distance의 경우와 거의 동일한 분류를 보이고 있으나 데이터 중심에 근접한 군집들의 분류는 Robertson(1986)의 분류에 따르면 여러 토층에 걸쳐 분류를 수행하는 특성을 보이고 있다. 이상의 FCM에 의한 콘관입시험자료의 군집

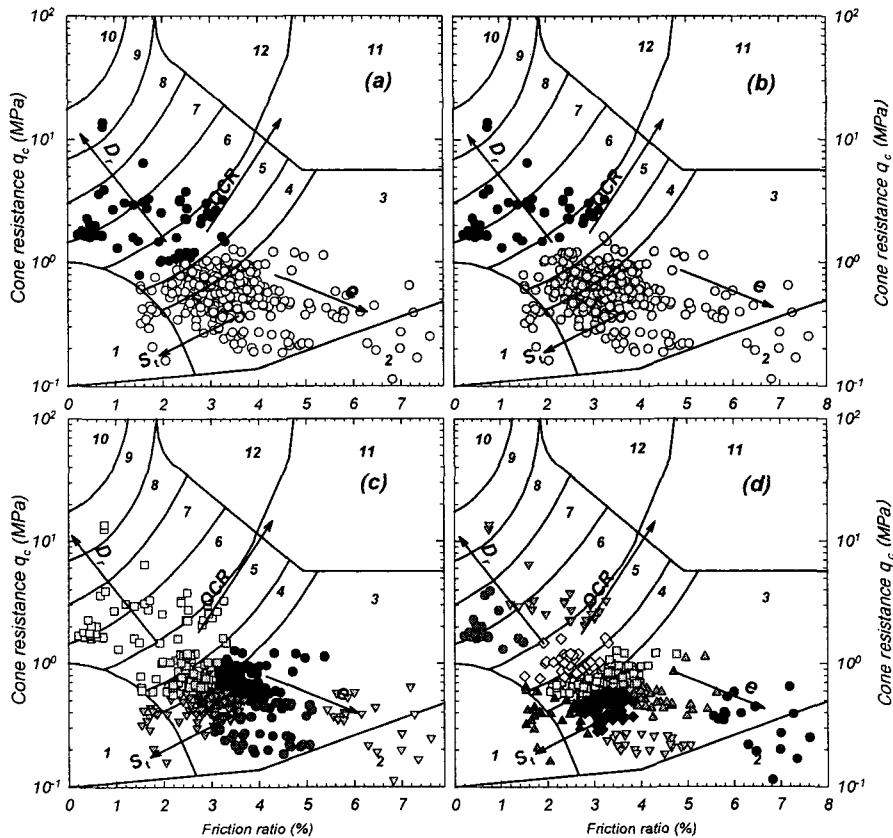


Fig. 6 Results of FCM using diagonal distance (Case 1)

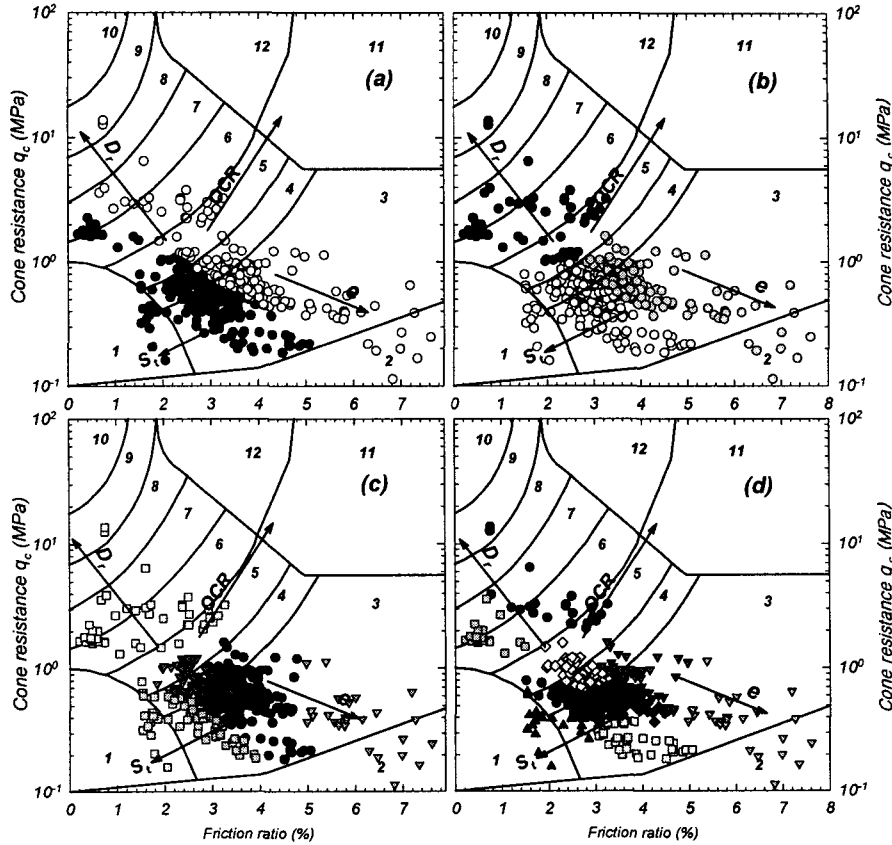


Fig. 7 Result of FCM using Mahalanobis distance (Case 1)

화 결과는 diagonal distance의 경우에서 양호한 분류결과를 주는 것으로 나타났다.

최적 군집개수의 선택을 위하여 FPI 및 MFE를 이용하였다. Fig. 8은 대각거리의 경우에 대한 FPI 및 MFE이다. 여기서, 퍼지 승수(ϕ)의 증가에 따라 두 값 모두 단조 증가하고 있어 1.1~1.3의 값만을 제시하였다. 이를 살펴보면, 두 값 모두에서 군집개수가 둘일 때 가장 작은 값을 보였다. 그러나, 두 개로 군집분류를 수행한 경우에는 지반특성의 적절한 분류를 반영하지 못하므로 보다 많은 수의 군집이 필요하였다. 따라서, 이를 제외하면 9개의 군집인 경우가 두 값 모두에서 최소의 값을 보이고 있어 최적의 군집개수인 것으로 나타났다. 결국, Fig. 6(d)가 최적의 군집개수인 것으로 판단되었

다. 이러한 결과는 동일 토성군집에서 여러 소 군집으로 콘관입시험 결과를 분류하므로써 지반특성의 파악에 유용하게 사용될 수 있는 것으로 생각된다.

사례지구 2는 지반이 극단적으로 두 개의 층으로 구분된다. 즉, 상부는 준설매립되어 조성된 지반으로서 하부의 자연 상태의 연약지반과는 분명하게 구분되는 특성을 가지고 있다. 이와 같이 군집의 개수를 알 수 있는 경우에 대한 FCM의 적용성을 살펴보았다. 이 지반의 측정데이터는 Fig. 9(a)와 같이 Robertson의 차트상 "Organic Material"과 "Clay"에 걸쳐 있으며 실측자료를 바탕으로 준설매립토와 원지반을 구분한 결과인 Fig. 9(b)를 살펴보면 콘 관입저항을 기준으로 아래쪽에 준설토가

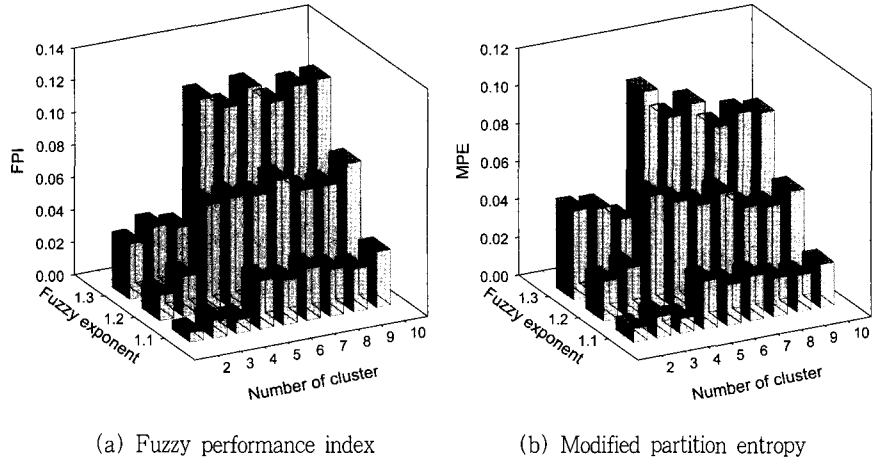


Fig. 8 Validity assessment of FCM (Case 1)

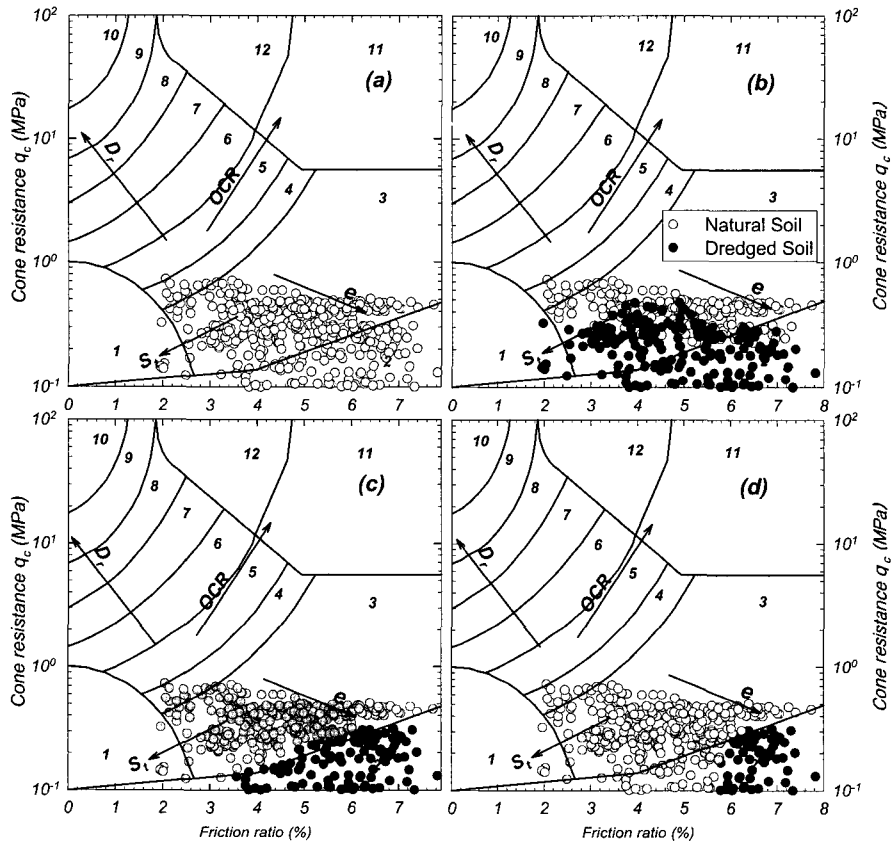


Fig. 9 Result of FCM (Case 2)

높은 쪽에 원지반이 위치하고 있다. FCM의 적용 결과는 앞서 diagonal 거리가 적합한 것으로 평가되었기 때문에 사례지구 2의 경우에는 diagonal 거리에 대한 결과만을 제시하였다. 두 개의 군집으로 나눈 Fig. 9(c)의 경우에는 Robertson(1986)의 분류에서 "Organic Material"과 "Clay"의 경계와 거의 일치하는 구분을 보이고 있는데 이는 이 경계가 데이터의 분류적 의미를 잘 반영하고 있음을 암시하는 것으로 받아들여진다. 그러나 이 경우에는 실제 지반의 분포인 Fig. 9(b)와 비교해 보면 두 지층의 분류가 Robertson의 경계를 따르지 않기 때문에 잘 일치하지 않는 결과를 주었다. 반면 세 개의 군집으로 나눈 Fig. 9(d)와 비교해 보면 실제 지반 구분과 상당한 유사성을 발견할 수 있다. 즉, Fig. 9(d)의 아래 두 군집과 위 군집과의 경계가 Fig. 9(b)의 경계와 거의 일치하고 있음을 알 수 있다. 이때 경계가 되는 관입저항(q_c)는 대략 3 MPa 정도이다. 실제 준설토에서는 비교적 조밀한 모래 혹은 점토 덩어리 등이 준설과정에서 관입될 수 있으며 원지반에서는 상대적으로 연약한 층들이 존재할 수 있다는 점을 감안하면 클러스터링 결과에서 제시된 경계는 실제 지반의 특성을 잘 반영하고 있다는 것을 알 수 있다.

이들 결과로부터 FCM 방법이 실제 지반의 특성을 군집화하여 표현할 수 있음을 알 수 있다. 다만, 적당한 군집의 개수는 FPI 및 MPE 와 같은 기술적 지표에 절대적으로 의존하지 않았다. 즉, 적절한 군집 개수는 공학적 판단을 필요로 하는 것으로 나타났다.

V. 결 론

본 연구에서는 기계식 콘관입시험 결과를 이용하여 지반특성을 분석하기 위하여 Fuzzy C-means 클러스터링 기법으로 군집화하였다. 연구결과로부터 도출된 성과는 다음과 같다.

가. FCM 기법을 콘관입시험 데이터에 적용하는

경우 diagonal 거리를 기준으로 설정하는 것이 올바른 것으로 나타났다.

나. FCM 기법은 토성분류도에서는 구분하지 못하는 데이터의 군집적 특성을 도출할 수 있었다.

다. 이러한 군집평가는 시험결과를 보다 다양한 관점에서 평가하고 분석하는데 유용한 것으로 판단된다. 본 연구에서는 정적 콘관입시험 결과를 이용하였으나 다차원 측정치를 제공하는 전기식 콘의 경우에 이러한 클러스터링 기법이 쉽게 응용될 수 있을 것이다.

라. 최적 군집개수의 설정에서는 기술적 지표만을 이용하는 경우에는 작은 군집으로 표현되어 지반의 특성을 잘 반영하지 못할 수 있으므로 원지반의 특성을 고려한 적절한 군집개수의 선택이 필요하다.

앞으로 FCM 결과를 지반의 토층 구분, 지반의 삼차원 가시화에 이용하기 위한 연구가 요청되고 있다.

References

1. Begemann, H. K. S., 1965. "The friction jacket cone as an aid in determining the soil profile," *Proceedings of the 6th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, ICSMFE, Vol. 2, pp. 17-20.
2. Bezdek, J. C., 1981. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press, New York.
3. Burrough, P. A., P. F. M. van Gaans & R. A. MacMillan, 2000. "High-resolution landform classification using fuzzy k -means," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 113, pp. 37-52
4. Douglas, B. J., and Olsen, R. S., 1981. "Soil classification using electric cone penetrometer," *Proceedings of Conference on Cone Penetration Testing and Experience*, ASCE, St. Louis, October 26-30, pp. 209-227.
5. Huang Y. T. & T. J. Siller, 1997. "Fuzzy

- representation and reasoning in geotechnical site characterization," *Computer and Geotechnics*, Vol. 21, No. 1, pp. 65-86
6. Erik H. Vanmarcke, 1977. "Probabilistic Modelin of Soil Profiles," *J. of Geotechnical Engineering*, ASCE, Vol. 103, No. GT11, pp. 1128-1246
 7. Jones G. A., and Rust, E., 1982. "Piezometer penetration testing," CUPT. *Proceedings of the 2nd European Symposium on Penetration Testing*, ESOPT-2, Amsterdam, May 24- 27, Vol. 2, pp. 607-614.
 8. Juang C. H., Xin H. Huang & David J. Elton, 1992. "Modelling and analysis of non-random uncertainties-fuzzy-set approach," *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, Vol. 16, pp. 335-350.
 9. Lagacherie, P., D. R. Cazemier, P. F. M. van Gaans & P.A. Burrough, 1997. "Fuzzy k-means clustering of fields in an elementary catchment and explotation to a large area," *Geoderma* 77, pp. 197-216.
 10. Lark R. M. & H. C. Bolam, 1997. "Uncertainty in prediction and interpolation of spatially variable data on soils," *Geoderma* 77, pp. 263-282.
 11. Lee In-Mo, Lee Myung-Jae, 1987. "A reliability study on estimating shear strength of marine soil using CPT," *Journal of the Korean Geotechnical Society*, Vol. 3, No 2, pp. 17-27. (in Korean)
 12. Robertson, P. K., Campanella, R. G., Gillespie, D., and Grieg, J., 1986. "Use of piezometer cone data," *Proceedings of American Society of Civil Engineers, ASCE, In-Situ 86 Specialty Conference*, Edited by S. Clemence, Blacksburg, June 23-25, Geotechnical Special Publication GSP No. 6, pp. 1263-1280.
 13. Robertson, P. K., 1990. "Soil Classification Using the CPT," *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 27(1), pp. 151-158.
 14. Sanglerat, G., Nhim, T. V., Sejourne, M., and Andina, R., 1974. "Direct soil classification by static cone penetrometer with special friction sleeve," *Proc. of the First European Symposium on Penetration testing*, ESOPT- 1, Vol. 2, pp. 337-344.
 15. Schmertmann, J. H., 1978. Guidelines for cone test, performace, and design, *Report FHWA-TS-78209*, Federal Highway Administration, Washington, pp. 145
 16. Senneset, K., Sandven, R., and Janbu, N., 1989. "Evaluation of soil parameters from piezocone test," *In-situ Testing of Soil Properties for Transportation, Transportation Research Record*, No. 1235, Washington, D. C., pp. 24-37.
 17. You Hyun-Jai, Ahn Kang-Sik, Seok-Je Cho, 2000. "Image segmentation based on the fuzzy clustering algorithm using average intercluster distance," *The Transactions of The Korean Information Processing Society*, Korean Information Processing Society, Vol. 7, No. 9, pp. 3029-3036. (in Korean)
 18. Won Jeong-Yun, Chang Pyoung-Wuck, Woo, Chull-Woong, Yun, Sang-Muk, 2003. "Comparative study of Dutch cone and piezocone test on soft ground," *Journal of Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol. 45, No.2, pp. 96-106. (in Korean)