JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지 Vol. 24, No. 7: 942~948, Jul. 2020

클러스터링 알고리즘기반의 상황인식 사용자 분석

이강환*

Context-awareness User Analysis based on Clustering Algorithm

Kang-whan Lee*

*Professor, Department of Computer Science Engineering, ICT Convergence, Interdisciplinary Program in Creative Engineering, Korea University of Technology and Education, Cheonan 31253, Korea

요 약

본 논문에서는 상황인식 속성정보를 이용하여 클러스터링내에서 보다 효율적인 사용자 구분이 가능한 군집적 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 클러스터링 데이터를 처리함에 있어 군집 정보내에서 상호관계를 분류하기 위해 제공되는 데이터는 신규 또는 새롭게 입력되는 정보가 비교정보에서 오염된 정보로 처리될 경우, 기존 분류된 군집으로부터 벗어나게 되어 군집성을 저하시키는 요인으로 작용하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 K-means알고리즘을 이용함에 있어 사용자 인식 정보 추출이 가능한 사용자 군집 분석 방식을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘은 시스템 내 누적된 정보를 이용하여 자율적인 사용자 군집 특징을 분석하고, 이를 통하여 사용자의 속성간에 따른 클러스터를 구성해 사용자를 구분하게 된다. 제안한 알고리즘은 적용한 모의실험 결과를 통해 다중 사용자를 군집단위로 분류하고 유지하는 측면에서 사용자 관리 시스템이 보다 향상된 적응성을 보여주었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a clustered algorithm that possible more efficient user distinction within clustering using context-aware attribute information. In typically, the data provided to classify interrelationships within cluster information in the process of clustering data will be as a degrade factor if new or newly processing information is treated as contaminated information in comparative information. In this paper, we have developed a clustering algorithm that can extract user 's recognition information to solve this problem in using K-means algorithm. The proposed algorithm analyzes the user's clustering attributed parameters from user clusters using accumulated information and clustering according to their attributes. The results of the simulation with the proposed algorithm showed that the user management system was more adaptable in terms of classifying and maintaining multiple users in clusters.

키워드 : 클러스터링 알고리즘, K-평균 클러스터링, 비지도학습, 상황인식

Key word : Clustering Algorithm, K-means Clustering, non-supervisor learning, Context-awareness

Received 17 April 2020, **Revised** 23 April 2020, **Accepted** 1 May 2020

*** Corresponding Author** Kang-Whan Lee(E-mail:kwlee@koreatech.ac.kr, Tel:+82-42-520-5123)
Professor, Department of Computer Science Engineering, Korea University of Technology and Education, Cheonan 31253, Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.7.942 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

최근 컴퓨터기술이 발전하면서 대규모 데이터를 처리하는 사용자간의 가상 연결망 또는 사용자들에 대한 보다 향상된 사용자 관리기법을 제공하기 위해 다양한 분석 기법이 개발되어 제공되고 있는 추세이다[1]. 일례로, 사용자 계정을 만들어 여러 회사에서 제공하는 전자서비스들을 받을 수 있는데 이러한 계정을 생성할 때 사용자는 직접 자신의 정보를 입력해야 하고, 다양한 서비스들을 받기 위해서는 여러 개의 계정을 만들어야 하는 번거로움을 겪는다. 뿐만 아니라 계정을 만들 때 필요한 개인정보는 완벽하게 보호받지 못하고 있는 실정이다[2]. 개인정보를 도용하여 계정을 생성할 경우 사용자가 누구인지 완벽하게 알 수 없기 때문에 쉽게 악용될 수 있다. 이처럼 일반적인 계정 관리 및 계정 접속은 사람들에게 좋은 서비스이지만 관리자 정보보호 및 고차원 대규모의 데이터를 관리함에 있어 보다 효율적인 사용자의 데이터 관리를 위한 시스템이 요구되고 있는 것이 현실이다. 또한, 군집적 데이터를 분석하여 기존에 자동으로 사용자를 구분할 수 있는 서비스가 있더라도 사용자정보의 소실 또는 변화가 군집내 분류하는 알고리즘에서 오염된 정보로 분류하게 될 경우, 같은 데이터 값을 가진 사용자의 경우라도 다른 군집군으로 분류된 사용자로 인식하는 문제가 발생할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 K-means 알고리즘을 이용함에 있어 데이터의 유사성과 비유사성의 독립척도에 기준하여 사용자 인식 정보 추출이 가능한 사용자 군집 분석 방식을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘은 시스템 내 누적된 정보를 이용하여 자율적인 사용자 군집 특징을 분석하고, 이를 통하여 사용자의 속성간에 따른 클러스터링을 구성해 사용자를 구분 유지한다. 따라서 여러 명의 사용자가 한 시스템을 사용하는 환경에서의 사용자의 특징이 되는 속성 정보를 분석하여 사용자를 구분하는 방법은 군집내에서 기준이 되는 중점데이터군의 오염도를 방지하여 보다 효율적인 클러스터링을 유지하여 보다 지속적인 서비스의 제공이 가능하게 된다.

Ⅱ. 관련 연구

K-Means 알고리즘은 가장 일반적으로 사용되는 분할 클러스터링 알고리즘으로 비지도 학습방법 알고리즘중 하나이며, 주어진 데이터를 K개의 클러스터 수로 분류하는 알고리즘이다. N개의 데이터를 입력받으면 입력된 데이터를 N보다 작거나 같은 K개의 그룹으로 나누며, 이 과정에서 상호 속성 정보의 거리에 기반하여 그룹 간 비유사도와 같은 비용 함수를 최소화하는 방식으로 이루어지며 같은 그룹 내의 유사도는 증가하고 다른 그룹간의 유사도는 감소한다[3-8]. 여기서 N개의 데이터는 데이터베이스에 저장된 사용자에 대한 속성정보들이고 K개의 클러스터 수는 주어진 분류속성의 특징점에 따라 분류된 속성 그룹의 수이다. 그러나 일반적으로 K-means클러스터링 알고리즘은 다음과 같은 3가지의 문제점에 대해 고려를 해야 한다.

- 클러스터내 데이터 속성의 분포가 K-means 군집화의 성능에 어떻게 영향을 미칠 수 있는가?
- K-means 클러스터링에서 데이터의 유사성과 비유사성의 독립적 척도가 제공되는가?
- K-means에 의한 군집화 결과의 분포는 데이터의 중심속성에 의해 얼마나 유지성을 확보하는가?

따라서 위와 같은 문제점을 해결하기 위해 제시된 알고리즘에 따라 분류된 사용자속성 분류의 그룹은 데이터의 특징점 속성에 따라 상당히 다른 모집단의 변동을 비교할 수 있는 속성 가중치 인자가 요구된다. 즉, 주어진 속성가중치 인자의 평균값에 의해 모집단의 데이터 변화에 따른 오염도를 특정할 필요가 있다. 본 논문에서는 지니(GENI Index)계수를 이용하여 모집단 속성인자의 평균가중치를 적용한다[6]. 이로부터 사용자 속성정보에 대한 데이터의 유사성과 비유사성의 척도를 판별할 수 있는 독립적 척도를 제공하여 클러스터링내에서 속성테이터의 유지 및 이탈을 결정하게 된다.

본 논문의 구성은 본론에서 최적의 클러스터링을 구성하기위한 방법과 독립적 속성척도값을 제시하기 위해 상대빈도값인 지니계수를 도입한다. 그리고 이에 따른 실험절차 및 결과를 보여주고 마지막으로 본 연구결과에 대한 이용가능성으로 구성된다.

Ⅲ. 본 론

3.1. K-means Clustering Validation

최적의 클러스터 수를 결정하고 클러스터링 결과의 정확성 확인과 관련된 클러스터 유효성의 척도는 K-means 클러스터링에서 매우 중요한 논점중 하나이다. 이러한 클러스터링의 유효성에 관한 연구는 Dunn의 분리지수(DI)와 Davies-Bouldin이 제안한(DBI)는 클러스터링 알고리즘의 지수척도를 고전적으로 제안하였다[9-10]. Dunn의 분리지수(DI) 척도의 주요 목표는 클러스터 간 거리 및 클러스터 내 거리 최소화를 정의하고 이로부터 클러스터링을 유지하는 알고리즘이다. 또 제안된 DBI는 각 분리된 클러스터에 대해 클러스터 내 분포의 합계에 의한 비율 함수로 클러스터 간 분리 척도를 표현하고 있다.

본 논문에서는 이러한 K-means 클러스터링에서 데이터의 유사성과 비유사성의 독립속성 척도를 제공하기 위하여 지니(GENI Index)계수를 이용하고 모집단 속성인자의 평균가중치를 적용하여 클러스터내에서 데이터의 유효성 척도를 비교하며 유효성을 판단하게 된다.

3.2. The Limitations of the Entropy Measure

크기가 비교적 균일한 클러스터를 생성하는 클러스터링 데이터에서 유효한 데이터의 한계성을 극복하는 것은 매우 중요하다. 특히, K-means 알고리즘은 크기가 비교적 균등한 클러스터를 생성하고 이때 주어진 데이터를 k개의 클러스터 수로 분할함에 있어 데이터의 유효성과 비유효성간의 독립적 척도가 제공되어야 한다. 본 연구에서는 데이터의 유효성을 위한 편향값(Biased effect) 내지는 클러스터의 분기된 클러스터에서 가중치가 적용된 속성데이터의 독립 속성척도값(Gini Index Property(GIP)을 제공하여 클러스터링내의 데이터를 분석하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 각 클러스터내에서의 데이터의 유효성에 대한 상대빈도값으로 클러스터(Ci)에서의 데이터 속성(i)의 상대빈도값 P(Ci)을 Gini Index(GI)를 이용한 로짓함수로 계산하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$GI(C_i) = 1 - \sum_i P(C_i)^2 \tag{1}$$

이는 임의의 클러스터(C_i)에서 데이터 속성(i)에 대한 상대분포율을 의미하는 것으로 GI는 적을수록 데이터의 유효성은 높게 평가된다. 즉, 비유효한 데이터가 분포도가 클수록 로렌츠곡선에서 아래로 볼록한 형상을 나타내게 되어 클러스터내에서 데이터의 유효성 판단의 척도로 사용할 수 있을 것이다.

이를 속성데이터의 척도값으로 적용하자면, 만일 어떤 k개의 임의 클러스터에서 해당 클러스터내에서 특정 속성의 데이터가 변화되어 분기되었을 때 전체의 클러스터의 분기된 클러스터에서 각 속성데이터에 대해 가중치가 적용된 속성데이터의 독립적 속성척도값(Gini Index Property(GIP)은 다음과 같이 나타낼 수 있겠다.

$$GIP(C_i) = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} GI(C_i) \tag{2}$$

n=클러스터내 전체데이터의 개수,
n_i=클러스터(C_i)에서의 변화된 데이터갯수

따라서, 임의의 클러스터(C_i)에서 상관관계를 가지는 데이터의 변화에 대한 속성데이터의 독립적 속성척도값(Gini Index Property(GIP)은 클러스터내에서 중심값을 유지해야 하는 K-means에 의한 군집 유지성을 의미하게 된다. 이러한 분포는 데이터의 중심속성에 의해 데이터의 구심성을 제공하게 되어 사용자의 변화 또는 클러스터링을 유지해야 하는 데이터망에서 노드의군집화를 유지함에 활용될 수 있으며, 이동노드의 속성에 따른 클러스터링유지에 활용이 가능하다.

금번 연구의 목적된 실험중 하나로는 사용자의 신체정보를 취득하고 이로부터 사용자를 구분하게 한다.

본 실험의 구현을 위해 논문에서는 사용자로부터 취득한 신체정보로 체중계와 스마트 폰을 블루투스로 연결하고, 어플을 연동하여 사용자가 측정한 몸무게를 서버로 저장한다. 이렇게 측정한 몸무게는 사용자의 계정의 일부로 등록하고 성별과 나이, 신장 등을 추가로 입력한다. 한번 자신의 체중이 등록이 되면 다음에 사용자가 몸무게를 측정할 때 별다른 설정을 하지 않아도 기존의 데이터베이스에 저장된 몸무게와 비교해 변화 값이 일정수준범위 이내이면 같은 사용자로 인식하여 사용자 클러스터링을 유지하게 된다. 즉, 이 경우 사용자의 몸무게 변화를 지속적으로 관찰하고 저장된 정보로부터 데이터의 유효성을 판단하여 사용자 관리자 서비스를 제공하게 된다.

Ⅳ. 실험 및 성능평가

4.1. Experimental Procedure

본 논문에서는 보다 향상된 사용자 관리기법을 제공하기 위해서 기존에 누적된 사용자의 데이터를 통한 K-means 클러스터링 알고리즘[2][3]을 사용하여 사용자 구분을 하려고 한다. 이때 독립적 속성척도값(Gini Index Property(GIP)을 제공하여 클러스터내에서 중심값을 유지해야 하는 K-means에 의한 군집 유지성을 제공하는 것이 특징이다. 적용하고자 하는 K-means 클러스터링 알고리즘의 데이터는 산업통상자원부의 국가기술표준원에서 제공하는 인체표준 체형을 관리하는 한국인 인체치수조사의 데이터베이스 서비스를 활용하였다[11].

연구에서 적용된 정보는 사용자 5인에 대해 각 개인에 대한 골격근량, 체지방량, 체수분, 단백질, 무기질, 몸무게 정보를 각각 10개의 데이터셋을 대상으로 하였다. 이때 각 누적된 사용자의 속성정보로부터 속성정보를 구분하고 이때 입력 변화하는 정보로부터 속성척도값(GIP)을 제공하였다.

적용하고자 하는 K-means 클러스터링 알고리즘은 비지도 학습방법 알고리즘으로 제공되는 이러한 속성정보로부터 일반적으로 주어진 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 알고리즘으로 각 클러스터와 거리 차이의 분산을 최소화하는 방식으로 동작한다. 이 알고리즘은 비지도 자율 학습의 일종으로, 레이블이 달려 있지 않은 입력 데이터에 레이블을 달아주는 역할을 수행한다[4][5].

본 연구에서는 다양한 사용자를 구분하기 위해서 인바디 센서를 통해 제공받은 데이터를 이용한다. 현재 10명의 사용자에 대한 샘플 데이터를 활용하여 사용자를 나타내는 6개의 속성정보를 이용하여 클러스터내에서 중심값을 유지해야 하는 K-means에 의한 군집 유지성을 확보 한다.

4.2. K-means 클러스터링을 이용한 사용자 구분

K-means 클러스터링 알고리즘을 이용한 사용자 구분 알고리즘은 이 6가지의 특성들을 K-means 클러스터링 알고리즘에서 속성정보로 적용된다. 이런 정보를 가지는 n명의 데이터셋을 $X_1, \cdots, X_n$ 이라 하자. 총 N개의 데이터로 D개의 차원을 가지며 k개의 클러스터로 나눌 것이다[4]. 이러한 D개의 차원을 가지는 벡터를 μ처럼 표기하고 이 벡터가 k번 째 클러스터에 속하는 경우 μ_k와 같이 표기한다. 본 연구에서는 누적된 사용자의 데이터의 속성을 사용하여 사용자 구분을 하려고 한다. 주어진 데이터 집합으로부터 이러한 중심점 μ_k의 값을 결정하고 이때 독립적 속성척도값(Gini Index Property(GIP)을 제공하여 클러스터내에서 중심값을 유지하는 것이다. 위와 같은 문제는 데이터 집합을 특정 클러스터에 할당하는 과정으로 우선 변수 $r_{nk} \in 0,1$을 정의한다. 이때의 k 값은 $k=1, \cdots, k$이다. 이는 어떤 n 번째 샘플 X_n이 k번째 클러스터에 속하는 경우 $r_{nk}=1$이고 아닌 경우 0이 된다. 이제 목적 함수를 정의한다. 이를 왜곡 측정(distortion measure) 함수로 식 (3)과 같이 정의되고 수렴은 다음의 그림 1과 같다.

$$J = \sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{K} r_{nk} \| X_n - \mu_k \|^2 \tag{3}$$

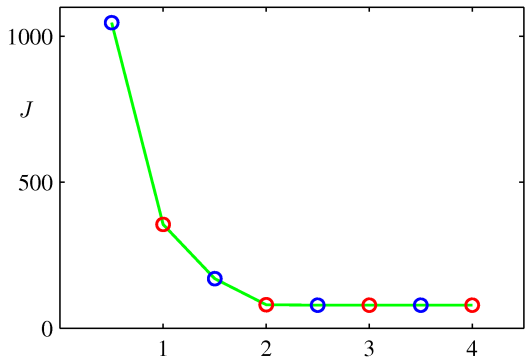

Fig. 1 Convergence curve of the purpose function (J) according to repeated learning

다음의 표에서는 실험에서 사용되는 변수를 표 1과 같이 정리하였다.

Table. 1 Variable of distortion measure

Variable	Attribute
n_i	Number of total fata set
K	Number of dividing cluster
x_n	User's data of x_n
μ_k	Means value of clustering μ_k
r_{nk}	Rank value for μ_k

이 목적함수 J값이 최소가 될 때의 수렴 r_{nk}와 μ_k의 값을 구해야한다. 이를 위해서 식 (4)를 이용해 r_{nk}의 값

을 구한다.

$$r_{nk} = \begin{cases} 1 & \text{if} \quad k = \arg \|X_n - \mu_k\|^2 \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{4}$$

즉, 각 클러스터 중심과 샘플의 거리를 측정해서 가장 가까운 클러스터를 선택한 다음으로 μ_k의 값을 구축한다. 이때 r_{nk}의 값을 고정하고 목적함수 J를 미분하여 최소인 점을 알아낼 수 있다.

$$2\sum_{n=1}^{N} r_{nk}(X_n - \mu_k) = 0 \tag{5}$$

이를 전개하면 식 (6)를 도출할 수 있다.

$$\mu_k = \frac{\sum_n r_{nk} X_n}{\sum_n r_{nk}} \tag{6}$$

결과적으로 k클러스터에 속한 값들의 평균을 구하게 된다. 두 단계를 거치는 동안 데이터는 각각의 클러스터에 다시 할당이 되고, 이렇게 재 할당된 데이터를 이용하여 평균값을 다시 계산하는 과정을 반복하게 된다.

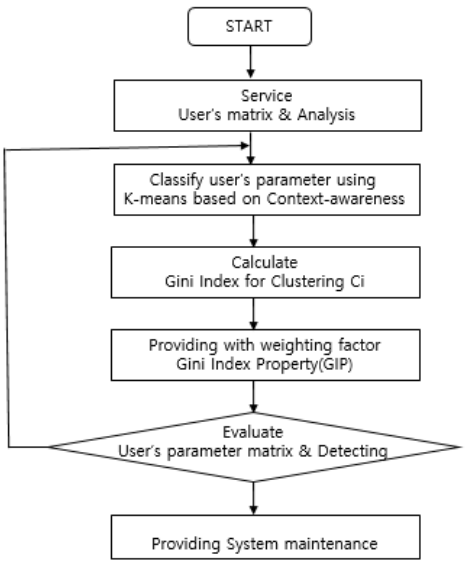

Fig. 2 Flow chart of proposed user's context-awareness system in K-means

이에 따라 구성된 시스템의 흐름도는 그림 2와 같다. 흐름도에서 나타난 것과 같이 우선적으로 군집의 수를 지정하기 위해 시스템에서 사용할 사용자의 수를 입력받는다. 이후, 인바디 센서로 측정된 사용자의 특성 정보를 받아 서버에 전달한다. 모여진 데이터들을 K-means 클러스터링 알고리즘에 적용하여 사용자를 구분한다. 사용자확인 단계에서 귀환된 정보를 받아 사용자 본인이 맞는지 확인 후 사용자에게 최적화된 정보서비스를 자동으로 제공하게 된다.

4.3. Experimental Results

제안한 알고리즘을 실행하기 위한 시스템의 사용자 구분은 그림 3과 같다. 본 논문에서 적용된 알고리즘을 적용하여 학습하면 처음 임의의 값들이 클러스터링 된 곳으로 이동하고 사용자를 특정 지을 수 있게 되며 그림 4와 같이 나타난다.

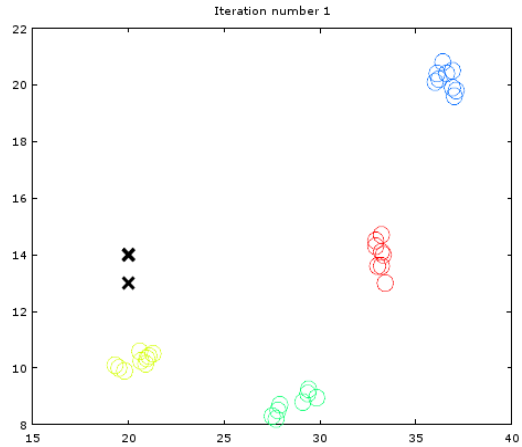

Fig. 3 User classification except proposed algorithm

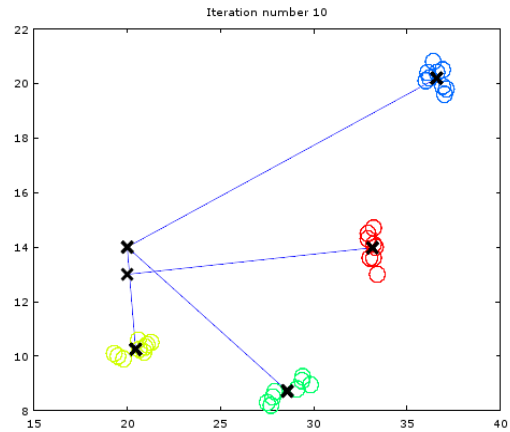

Fig. 4 User classification apply proposed algorithm

만약 사용자가 다이어트를 해서 몸무게가 급감 한다거나 수분이 부족해서 체수분지수가 급감한다고 하더라도 독립적 속성척도값(Gini Index Property(GIP)가 적용되면 클러스터내에서 중심값을 이용하여 다른 특징들의 가중치를 이용해서 사용자를 특정 지을 수 있다. 그림5는 의도적으로 초록색의 골격근량에 급격한 변화를 임의적으로 주고 실험한 결과를 보여주고 있다. 실험결과에서 볼 수 있듯이 하나의 특성 요소에서 급격한 변화가 있더라도 나머지 5가지의 특성 요소를 분석하여 알고리즘이 클러스터 내에서 사용자를 식별하는데 있어 군집된 분포는 데이터의 중심속성에 의해 계속 유지됨을 보여주고 있다. 표 2에서는 이러한 실험을 위해 임의로 변경한 데이터의 수치를 나타내는 표를 보여주고 있다.

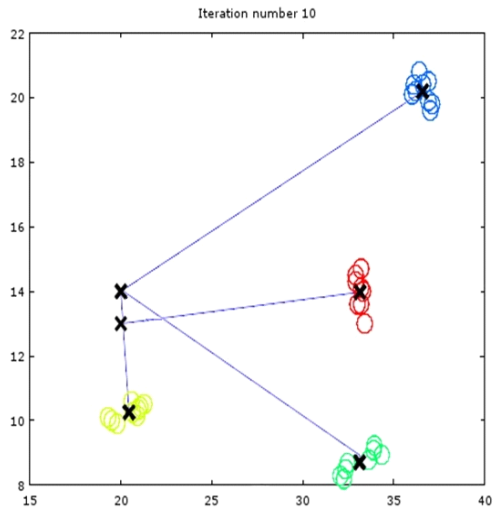

Fig. 5 User classification of Intentionally changing

Table. 2 Table of user's changed data

Green skeletal muscle mass before change	Green skeletal muscle mass after change	Red skeletal muscle mass
36.0	33.2	33.2
36.1	33.0	33.0
36.2	33.3	33.3
36.3	33.4	33.4
36.4	33.2	33.2
36.9	32.9	32.9
37.0	32.9	32.9
37.1	33.2	33.2

V. 결 론

논문에서는 상황인식정보를 이용한 클러스터링내에서 효율적인 군집 알고리즘을 제안하였다. 일반적으로 헤드노드를 중심으로 관리되는 클러스터링은 종속된 그룹데이터의 유사도 측정이 필요하며 이로부터 실질적인 클러스터링 유지관계가 성립된다, 이를 위해 본 연구에서는 제안된 알고리즘을 적용한 일례로 인바디 데이터로부터 K-means 클러스터링 알고리즘을 사용하여 사용자 구분을 하는 기법을 제안하였다. 사용된 인바디 데이터로부터 K-means 클러스터링 알고리즘을 구축하고 속성정보를 활용해 다수의 사용자가 있는 시스템에서도 속성의 변화 임계치에 따라 사용자의 구분을 명확히 할 수 있었다. 적용된 6종류 속성을 가진 사용자 특성정보를 이용하여 사용자를 구분하기 때문에 어느 한 속성인자에 대해 사용자의 정보가 급격하게 변화하더라도 주어진 GIP와 가중치 분석에 의해 같은 사용자로 인식이 가능하여 정보의 수정이 필요가 없어 유연하게 반응 할 수 있었다. 본 연구에서는 누적된 데이터를 인바디 데이터로 한정하여 사용하였지만 사용자를 구분할 수 있는 명확한 유사도 측정 정보가 제공된다면 비지도 학습 알고리즘의 클러스터링과 속성유사도의 제공된 측정정보로 부터 다른 데이터를 사용하여도 사용자를 구분할 수 있을 것이라고 기대한다. 본 연구에서는 이러한 연구의 결과를 이동통신망에서 클러스터링을 수행하고, 노드의 중심 속성정보를 이용한 클러스터링 유지 알고리즘연구에 연구결과를 적용 할 수 있을 것이며 이의 연구결과를 활용하는 것을 제안한다.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported by the education research and sabbatical year program of Koreatech in 2020.

REFERENCES

[1] G. Adami, P. Avesani, and D. Sona, "Clustering documents in a web directory," *Proceedings of the 5th ACM international workshop on Web information and data management*,

vol.54, Issue 3, pp.66-73, Sep. 2015.

[2] E. Min, X. Guo, Q. Liu, G. Zhang, J. Cui, and J. Long. "A survey of clustering with deep learning: From the perspective of network architecture," *IEEE Access*, vol.6, 39501 – 39514, July 2018.

[3] J. A. Hartigan and M. A. Wong, "Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, vol. 28, no. 1, pp. 100-108, Jan. 2012.

[4] A. Likas and N. Vlassis and J.Verbeek, "The global k-means clustering algorithm," *Department of Computer Science, University of Ioannina, 45110 Joannina, Greece*, vol. 36, no.2, pp 451-461, Feb. 2018.

[5] L. Xue and W. Luan, "Improved K-means Algorithm in User Behavior Analysis," *Ninth International Conference on Frontier of Computer Science and Technology, IEEE*, pp.339-342, 2015.

[6] H. Xiong, J. Wu, and J. Chen, "K-means Clustering versus Validation Measures: A Data Distribution Perspective," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 39, Issue 2, pp.779-784, 2009.

[7] T. SHEIKH and S. AHRAWAL, "Enhanced K-means based Facial expressions recognition system," *CSE Department CSIT Durg, Assistant Professor CSE Department CSIT Durg*, pp. 39-41, May-2018.

[8] T. Obichi and Y. Okaie, T. Nakano, T. Hara, S. Nishio, "Inbody Mobile Bionanosensor Networks Through Non-diffusion-based Molecular Communication," *IEEE ICC (International Conference on Communications) 2015*, pp. 1078-1084, 2015.

[9] D.L. Davies and D.W. Bouldin, "A Cluster Separation Measure," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.1, pp.224-227, 1979.

[10] J.C. Dunn, "A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters," *J. Cybernetics*, vol. 3, pp. 32- 57, 1973.

[11] Size of Korea.[Internet]. Available: http://sizekorea.kats.go.kr.

이강환(Kang-Whan Lee)

1987년 한양대학교 전자공학과 학사
1989년 중앙대학교 전자공학 석사
2002년 중앙대학교 전자공학 박사
1989년 한국전자통신연구원 통신시스템 선임연구원
2018년 San Diego State University 교환교수
2005년~현재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수
※관심분야 : 지능형차세대이동통신기술, CDNN, WSN, Ad-hoc network, Wireless SoC & UoC