

집단 따돌림 희생자 관리 개선을 위한 모빙 지수 알고리즘 - 소셜 네트워크 기반 군 조직을 중심으로 -

김국진*, 박건우**, 이상훈***

Mobbing Value Algorithm for Improvement Victims Management - based on Social Network in Military -

Guk Jin Kim*, Gun Woo Park**, Sang Hoon Lee***

요 약

집단 따돌림(모빙: Mobbing, 이하 '모빙')은 사회 전반에 걸쳐 빠르게 확산되고 있으며 군 조직도 예외가 될 수 없다. 군 조직에서의 모빙 현상은 성인사회 따돌림의 형태인 심리적 배제뿐만 아니라 때로는 심리적, 신체적 괴롭힘까지 나타나기 때문에 자살이나 난동 같은 심각한 군기 사고로 이어지기도 한다. 특히 군 조직에서는 집단 따돌림 예방을 위한 여러 가지 제도 및 관리방안의 시행에도 불구하고 그 피해자가 계속 발생하므로 문제 해결을 위한 어떤 제도와 관리방안을 마련하는 것 보다 그 희생 대상자와 잠정적 희생 대상자를 파악하는 것이 보다 효율적이라는 것을 말해준다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제 해결을 위해 모빙 현상에 관련된 7개의 요소(Factor)와 그 하위에 포함된 50개의 속성(Attribute)들을 선정한다. 이후 자체 개발한 Gunwoo's 소셜 네트워크 서비스를 이용하여 나와 커뮤니티를 형성한 그룹들에 대해 연관성 유무에 따라 관계가 있으면 '1', 관계가 없으면 '0'으로 표현하여 지수화한다. 그리고 나와 사용자들 간의 유사도 산정을 위해 유사도 함수(Dice 계수)를 적용한다. 다음으로 SPSS 클레멘타인의 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network) 알고리즘을 통해 7개 요소들에 대한 최적의 가중치를 산출하고, 이 값들의 총합으로 Mobbing Value(이하 '모빙 지수')를 산정하기 위한 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 현재의 모빙 희생자와 잠정적인 희생자를 파악하여 희생자 관리 개선에 도움이 될 것이다.

Abstract

Mobbing is going the rounds through a society rapidly and Military is not exception. Because mobbing of military is expressed not only psychology exclusion that is mobbing pattern of adult society but also sometimes psychologig and physical mobbing, is possible to join serious military

• 제1저자 : 김국진

• 투고일 : 2009. 09. 21, 심사일 : 2009. 09. 22, 게재확정일 : 2009. 10. 26.

* 국방대학교 전산정보학과 석사과정 ** 국방대학교 전산정보학과 박사과정 *** 국방대학교 전산정보학과 교수

discipline like a suicide and outrageous behavior. Specially military try to protect occurrence of victims that is public service through various rules and management plan but victims is going on happen. It means importance of grasp not only current mobbing victims but also potential mobbing victims better than preparation of various rules and management plans. Therefore this paper extracts seven factors and fifty attributes that are related to this matter mobbing. Next, by using Gunwoo's Social Network Service that is made for oneself and expressing extracting factors as '1' if they are related me or not '0'. And apply similarity function(Dice's coefficient) to attributes summation included in factors to calculate similarity between the users. Third, calculate optimizing weight choosing factors included attributes by applying neural network algorithm of SPSS Clementine and propose Mobbing Value(MV) Algorithm through this total summation. Finally through this algorithm which will contribute to efficient personnel management, we can grasp mobbing victims and tentative mobbing victims.

▶ Keyword : 집단 따돌림(Mobbing), 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service), 모빙 지수(Mobbing Value)

I. 서론

집단 따돌림 현상은 청소년 문제를 시발점으로 직장 내 성인들 간에도 커다란 문제로 자리잡고 있다. 하지만 성인을 대상으로 한 집단 따돌림에 대한 연구는 거의 보고된 것이 없는 실정이며 군 조직도 예외는 아니다(1).

성인조직에서 발생하는 집단 따돌림을 최초로 연구한 Leymann(1996)은 직장 내 집단 따돌림과 스트레스와의 관계에 대하여 자극-반응의 관점 하에서 "한 개인이 한명 이상의 개인들에 의해 거의 매일 수개월의 기간 동안 잠재적으로 높은 배제위험을 가지고 거의 도움을 받지 못하는 상황에서 공격받는 사회적 상호작용"이라고 정의하였다(2). 특히 군 조직에서는 집단 따돌림을 당한 복무 부적응자 발생을 예방하기 위해 여러 가지 제도 및 관리방안을 시행하고 있으나 그 피해자는 계속 발생하고 있다. 국방부가 국회법제사법위원회 홍일표 의원(한나라당)에게 제출한 '5년간 자살사고 현황'을 보면 2004년부터 2008년 상반기까지 군내에서 자살한 사람은 321명, 이 중 135명이 업무 부담 및 부대 부적응(55명), 복무 부적응(59명), 자신감 결여(21명) 등으로 인해 자살한 것으로 나타났다(헤럴드경제, 2008년 10월 30일). 이런 결과는문제 해결을 위해 어떤 제도와 관리방안을 마련하는 것 보다 그 희생 대상자와 잠재적 희생 대상자를 파악하는 것이 보다 효율적인 인력 관리 방법이라는 것을 의미하므로 기존의 연구들과 다른 대상자를 파악하는 독창적인 연구방법을 제안하고자 한다.

따라서 모빙 현상에 대한 정확한 이해와 문제 해결을 위한

방안이 필요하다. 따라서 소셜 네트워크 기반에서 모빙 현상을 알아보기 위해 요소와 속성을 토대로 한 Me-User(나와 사용자들)간에 관계유무로 표현되어지는 연관성을 알아본다. 이러한 연관성을 지수화 하여 인력관리에 적용하기 위해 소셜 네트워크(Social Network) 기반 모빙 지수를 산정하기 위한 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 나와 사용자들 간의 관계가 표현되는 수개의 요소(Factor)와 속성(Attribute)들을 산정하고 관계성이 있는 경우를 '1'로 나타낸다. 이후 나와 사용자들 간의 유사도를 구하고 각 요소가 취할 최적의 가중치를 산출한다. 이렇게 개발된 알고리즘은 현재의 모빙 희생자 뿐 아니라 잠재적인 모빙 희생자를 파악할 수 있으므로 보다 효율적인 인력관리가 가능하다.

본 논문의 구성은 II장에서는 관련연구 III장에서는 모빙 지수를 산정하고 실험 및 평가를 하며 마지막으로 IV장에서는 결론 및 향후 연구 과제를 제시한다.

II. 관련 연구

1. 따돌림의 개념

직장 내 집단따돌림을 의미하는 모빙(mobbing)이라는 단어는 라틴어의 'mobile vulgus'에서 그 의미를 찾을 수 있으며, 이는 '파괴적 행위를 불사하는 무질서한 군중 또는 익명의 다수'를 의미하는 'mob'이라는 단어에서 유래하여(Neuberger, 1999) 한 개인이 다른 사람을 괴롭히는 상황도 포함하는 용어로 자주 사용되고 있다(Olweus, 1991; 박경규·최향석, 2007). 예를 들어 Olweus(1991)는 학교에서의 따돌림 현

상을 연구하면서 “아이들 집단에서 다른 한 아이에게 가하는 매우 파괴적이고 적대적인 행동”을 모빙이라고 하였다. 또한 Leymann(1996)은 ‘bullying은 함축적 의미가 신체적 공격과 위협을 특징으로 하며 학교 따돌림에서 자주 볼 수 있는 형태’라고 하였다. 그렇지만 그는 성인사회인 직장 내 따돌림 행동에서는 신체적 공격행동이 거의 발견되지 않고 피해자를 사회적으로 고립시키는 등의 훨씬 더 정교한 행동으로 특성화된다고 하면서 이러한 성인 사회의 따돌림 행동을 모빙(mobbing)이라 칭하도록 제안하였다. 그러므로 본 논문에서는 Leymann(1996)의 정의를 이용해 모빙을 연구하고자 한다.

2. 군 조직내 집단 따돌림 사고 사례

군 조직의 복무환경은 각 군별로 약간의 차이는 있지만 공통점을 찾아보면 집단생활, 사회와의 단절, 자신의 의사결정 제한 등으로 어떤 면에서는 일반사회의 직장이나, 청소년 집단보다도 모빙의 발생 가능성이 높은 환경적 요소를 가지고 있다고 볼 수 있다. 이와 같은 특징들은 군 조직의 복무환경 특성상 표 1과 같은 최근 몇 건의 군내 군기 사고를 통하여 확인할 수 있다.

표 1. 최근 군 조직에서의 따돌림 관련 주요 사고사례
Table 1. The latest important accidents related to mobbing in military

시 기	주요 내용	출 처
2006년 6월	소대장 및 선임 병의 따돌림에 시달리던 육군병사 자살	한겨레 신문 (2006. 6. 9.)
2006년 4월	공군 방공포병사령부 병사들이 하급자에게 전기와 물을 이용하여 가혹행위를 가함	조선일보 (2006. 4. 28.)
2005년 6월	육군 전방부대에서 내성적 성향의 병사가 상급자들의 인격 모독적인 언어폭력을 동반한 따돌림에 대하여 숙소에 충기를 난사하고 수류탄을 투척하는 등 난동	국민일보 (2005. 6. 20.)
2005년 3월	해병대 이등병이 상급자에게 구타당한 뒤 의식불명 후 사망	부산일보 (2005. 3. 8.)
2005년 2월	전방부대에 배치된 이등병이 상급자에게 구타당한 뒤 자살	오마이 뉴스 (2005. 2. 7.)

『출처: 최재승(2006)』

표 1에서도 알 수 있듯이 군 조직에서의 따돌림은 성인사회 따돌림의 형태인 심리적 배제 뿐 아니라 때로는 신체적, 정신적 괴롭힘까지 나타나고 있다. 즉 직장에서의 따돌림은 사회

적 고립 등 정교한 심리적 행동이, 학교 내 따돌림은 신체적 공격이 주요한 특징을 갖고 있는 반면(Leymann, 1996)에 군 조직에서의 따돌림은 직장과 학교에서의 따돌림 특징 유형이 동시에 나타나기도 한다. 위와 같이 군 조직의 심각한 따돌림 상황은 군기사고로 이어지며 자살이나 난동과 같은 극단적 결과를 초래하여 군의 단결과 사기를 크게 저하시키며국민의 신뢰도 하락과 군에 대한 불안감을 증폭시킬 것이다.

3. 소셜 네트워크 서비스

우리가 알고 있는 대표적인 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service)는 카페, 아이러브스쿨, 미니홈피, 마이스페이스(<http://kr.myspace.com>)와 페이스북(<http://www.facebook.com>) 등이 있다. 소셜 네트워크 서비스(이하 ‘SNS’)는 사람들 사이의 관계, 관심에 기반한 서비스이며 이들의 참여로 데이터가 쌓여가는 서비스를 말한다. SNS가 주목을 받는 이유는 사회 속에 사는 우리가 항상 끊임없이 타인과 대화를 나누고 소통을 하려는 기본적인 욕구를 가지고 있기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 제안한 알고리즘의 실험을 위해 나와 관계를 형성하고 있는 커뮤니티의 멤버들(총 1,000명으로 구성)을 자체 개발한 Gunwoo’s Social Network Service¹⁾(그림 1)에 가입시킨다. 즉 모빙 관련 변수로 선정된 7개의 요소와 50개의 속성들은 Gunwoo’s Social Network Service 일반 계정에 추가되고 사용자들은 나와와의 연관성에 따라 관계가 있으면 ‘1’, 관계가 없으면 ‘0’으로 표현되어지며 이 값들은 지수화 된다.

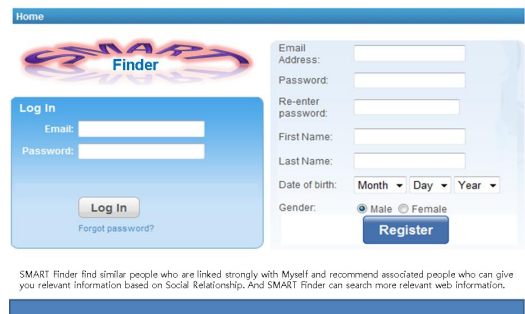


그림 1. 자체 개발한 Gunwoo’s Social Network Service
Fig. 1. Gunwoo’s Social Network Service developed by our team

1) SMART FINDER : 현재 진행중인 소셜 네트워크 서비스(국방대학교, 한양대학교, 항공대학교, 미국 리하이대학교)

4. 집단 따돌림 유형 분류

‘Michele Mouttapa’는 학생집단 내에서 소셜 네트워크 사용자들 세 가지 유형인 Bullies(이하 ‘모빙 가해자’), Aggressive victims(이하 ‘공격적 성향의 희생자’), Victims(이하 ‘모빙 희생자’)으로 분류하였다(3).

사회적으로 사회성, 접근성, 평판, 지위, 대화, 공유, 관계성이 높은 집단은 ‘Michele Mouttapa’가 정의하지 않은 나머지 부류로 약 65~89%에 해당하며, 본 논문에서는 이들을 Ideal Group(이하 ‘이상적 그룹’)이라 칭하였다. 다음으로 약한자를 못살게 구는 모빙 가해자는 상대방에게 반복적이고 지속적으로 신체적/감정적 위해를 가하는 자이나 ‘Collins’와 ‘Bell’(1996)은 모빙 가해자들이 조직 내 다른 인물들에 비해 리더십과 사회성이 높다는 것을 발견하였다. 세 번째 공격적 성향의 희생자는 모빙 가해자와 모빙 희생자의 성향을 둘 다 가진 사용자로 Bully-Victims 라고도 한다. 네 번째 Victims는 빈번히 공격자들에 타격이 되고 거의 방어를 하지 못하는 자들이며 예민하고 소심한 태도, 낮은 자존감으로 특징지어진다. 본 논문에서는 이와 같은 유형 특성에 착안하여 군 조직의 병사들에게 확대 적용하고 이러한 분류를 일반화하여 소셜 네트워크 사용자들 표 2와 같이 네 가지 유형으로 분류하였으며 이 분류는 알고리즘 개발과 실험 및 평가에 유용하게 사용된다.

표 2. 온라인 소셜 네트워크 사용자의 네 가지 유형 분류
Table 2. Four types of Online Social Network

구 분	이상적 그룹	모빙 가해자	공격적 성향의 희생자	모빙 희생자
학생집단의 인원비율에 따른 분류	65 ~ 89%	7 ~ 15%	2 ~ 10%	2 ~ 10%

III. 본 론

1. 알고리즘 개발

1.1. 모빙 요소와 속성 선정

두 사람은 그들이 단순한 물리적 근접성을 통해 함께 접촉하게 될 경우와 서로 간에 친숙성을 경험하고 상호간의 유사성을 가지고 있을 때 서로 좋아하고 친해진다(Erikson의 친밀성 정의).

그러므로 이러한 정의들과 사회연결망 분석의 핵심적 개념(4), Human Network의 친밀성 요소 분석(5), Social Software Seven Building Blocks(6) 정의, 한국 사회교육(적성) 개발원의 인성/직무능력/직무적성 검사(23) 등을 통해 Me-User간 친밀성 형성 요소를 산정하기 위한 7개의 Factor(녹색)와 이 Factor에 포함된 50개의 Attribute(각 Factor 하위의 청색)를 아래와 같이 정의하였다(7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 22). 이는 나와 사용자간의 관계성을 지수화 하여 효율적인 인원관리에 적용하기 위함이다. 또한 그림 2와 같이 ‘Peter Morville’s User Experience Honeycomb’를 변형하여 본 논문에서 제안한 7개의 요소를 삽입하면 사용자 집단에 따른 특성화를 확인해 볼 수 있다.

• **Accessibility(접근성) : 대인매력에서 나타나는 하나의 강력한 압력으로 지리적 근접성은 유사성과 친숙성을 증가시킴(4)**

- 학연, 지연(거주지), 근무연(근무지)
- 접근도(reachability ; 노드간 distance level이 1인지 2인지 즉, 관계가 직접적인지 간접적인지)(5)
- 유사성(공통 관심사), 순위순 사용가능성²⁾
- 인지적 일관성(Heider의 균형이론)³⁾

• **Status(지위) : 사회적 체제속에서 특정구성원이 차지하는 위치의 비교적 가치(Rayner(1997), Björkqvist et al(1994), Rayner(1997)에 의해 집단따돌림 변수로 연구)(16)**

- 직무연관성(직무라인), 직무요구 수준
- 직무분배/안배에 대한 부하, 직무로 인한 시간통제

• **Relationship(관계) : 시스템 상 두사람이 어떻게 얽혀있는지 기술하는 방식(Social Software의 Relationship 정의)(6)**

- 내가 회원인 SNS의 회원가입, 내 블로그 방문수
- Instant messenger 친구 등록, 이름, 성별, 생년(17)
- 인터넷 사용시 Personal Search interest, 취미/동호회 활동
- 싸이월드와 같은 SNS 1촌 그룹핑, 스크랩, 크랙백

• **Conversation(대화) : 시스템을 통해 다른 사람에게 대화를 건네는 방식(Social Software의 Conversation 정의)(6)**

- 전화통화(단시간 자주, 장시간 드물게, formal,

2) 사회적 교환이론에서 알고있는 사람을 친구로 고르는 현상
3) 자신이 어울리는 사람을 좋아하려는 인지적 압력

- informal)
- Instant messenger(Session기간, Conversation 수)(18)
- e-mail 교환
- **Sociability : Social Network에 필요한 사회성 (Social Software의 Group 정의 및 다수의 모빙 관련 연구의 변수)(7)**
 - 조직·자신에 대한 신념, 부하에 대한 애정
 - 적극성, 협동성, 양심, 반응성, 융통성, 자기 존중
 - 도덕적 윤리(이기주의, 이타주의), 상사와의 그룹핑(19)
 - 심리(외/내향성), 술선수법(장려, 질투/질책)
 - 판단력(냉철함, 우유부단), 사회적 관계, 의사소통, 가치명분
 - 가혹행위(신체/언어적) 받은 · 한 경험
 - 근무환경(괴롭힘이나 따돌림 허용/금지 분위기)
- **Reputation(평판) : 시스템상에서 다른 사람의 배경을 통해 믿을만한 사람이나 정보인지를 평가(Social software의 Reputation 정의)(6, 7)**
 - 미니홈피/블로그 방문자수, 인터넷 커뮤니티(cafe) 참여율
 - 게시물의 신용도(Trust list) · 조회수 · 댓글수
 - 다수의 수신통화, 자주 전화통화 하는 사람 list
 - Instant messenger 친구 list(양방향)
 - 관리스타일(협력/고려적, 권위/방임/강압/자기과장)
 - 문제해결 방식/유형(의사존중, 독단/의존적)
- **Sharing(공유) : 참여자들끼리 의미있는 정보를 공유하는 방식(Social Software의 Sharing 정의)(6)**
 - 지식(재능), 보완성(나와 보완적인 사람), 코멘트(20)
 - 안부 게시판, 싸이월드 1촌평/선물/생일알림서비스
 - 싸이월드 등 SNS에 방명록 작성, SNG 참여

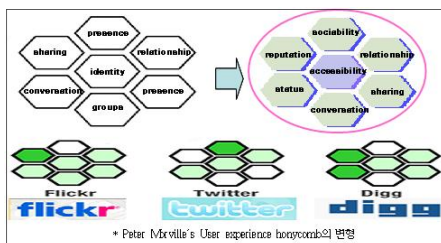


그림 2. Social Software Honeycomb를 통한 SNS 특성 분석
 Fig. 2. Special quality analysis of SNS by Social Software Honeycomb

2. 모빙 지수(MV; Mobbing Value) 알고리즘

2.1 1단계; 단순 합

Gunwoo's social network service에 가입한 나의 커뮤니티들은 나와 연관성에 의해 그 단순 합이 지수화 되며 이 값은 다시 정규화를 거친다. 단순 합에 의한 식(1)과 같은 단순 합을 위한 매트릭스는 표 3과 같다.

$$MV(\text{Mobbing Value})_{User_s} \dots (1)$$

$$= \sum_{i=1}^r A_{si} + \sum_{j=1}^s A_{sj} + \sum_{k=1}^t A_{sk} + \sum_{l=1}^u A_{sl} + \sum_{m=1}^v A_{sm} + \sum_{n=1}^w A_{sn} + \sum_{o=1}^x A_{so}$$

- $User_s$: SNS 사용자 모델
- $\sum_{i=1}^r A_{si}$: 각 요소들에 포함된 속성들의 합

표 3. 요소와 속성 사이의 연관성 매트릭스(15)
 Table 3. Matrix connected with factors and attributes

구분	Reputation					Sum(A _i)
	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	
user1						$\sum_{i=1}^5 A_{1i}$
user2						$\sum_{i=1}^5 A_{2i}$
user3						$\sum_{i=1}^5 A_{3i}$
user4						$\sum_{i=1}^5 A_{4i}$
⋮						⋮
user1000						$\sum_{i=1}^5 A_{1000i}$

3.2. 2단계; 가중치 산출

식(1)에 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network)의 역전파 알고리즘을 적용하여 각 요소들이 가질 최적의 가중치를 은닉노드의 활성화 함수인 시그모이드 함수를 통해 산출한다.

$$f\left(\sum_j\right) = \frac{1}{1 + e^{-\sum_j}} \dots (2)$$

즉 목표 값과 활성화 값과의 차인 오차를 변화시키면서 최적의 가중치를 구하며, 가중치를 식(1)에 적용하면 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned}
 & MV(\text{Mobbing Value})_{User_s} \\
 &= \alpha \sum_{i=1}^r A_{si} + \beta \sum_{j=1}^s A_{sj} + \gamma \sum_{k=1}^t A_{sk} \\
 &+ \delta \sum_{l=1}^u A_{sl} + \epsilon \sum_{m=1}^v A_{sm} + \zeta \sum_{n=1}^w A_{sn} + \eta \sum_{o=1}^x A_{su}
 \end{aligned}$$

..... (1)



가중치 적용

..... (3)

$(\alpha + \beta + \gamma + \delta + \epsilon + \zeta + \eta = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma, \delta, \epsilon, \zeta, \eta \leq 1)$

$$\begin{aligned}
 & MV(\text{Mobbing Value})_{User_s} \\
 &= MAX(\alpha \sum_{i=1}^r A_{si} + \beta \sum_{j=1}^s A_{sj} + \gamma \sum_{k=1}^t A_{sk} \Rightarrow k \sum_{k=1}^t F_i \\
 &+ \delta \sum_{l=1}^u A_{sl} + \epsilon \sum_{m=1}^v A_{sm} + \zeta \sum_{n=1}^w A_{sn} + \eta \sum_{o=1}^x A_{su})
 \end{aligned}$$

..... (3)

$(\alpha + \beta + \gamma + \delta + \epsilon + \zeta + \eta = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma, \delta, \epsilon, \zeta, \eta \leq 1)$



유사도 적용

3.3. 3단계; 유사도 산출

가중치에 추가하여 나와 모빙 지수가 유사한 분류 그룹 사용자들의 Me-User간 유사성을 확인한다. 이것은 단순 합에 의해 모빙 지수가 큰 사용자의 경우와 나와의 유사성이 큰 사용자의 경우를 비교하여 알고리즘의 신뢰성을 강화하기 위한 것이다. 또한 유사성 함수로는 식(4)와 같은 Dice 계수(Dice's Coefficient)[21]를 이용하였다.

$$\begin{aligned}
 & SMI_{Me-User} = SMI(User_x, User_i) \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5, \dots, n) \\
 &= \frac{2 \sum_{p=1}^y (F_{xp} \cdot F_{ip})}{\sum_{p=1}^y F_{xp}^2 + \sum_{p=1}^y F_{ip}^2}
 \end{aligned}$$

- F_{xp} : 나의 각 요소값
- F_{ip} : 사용자들의 각 요소값

..... (4)

$$\begin{aligned}
 & SMI_{Me-User} = SMI(User_x, User_i) \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5, \dots, n) \\
 &= \frac{2 \sum_{p=1}^y (F_{xp} \cdot F_{ip})}{\sum_{p=1}^y F_{xp}^2 + \sum_{p=1}^y F_{ip}^2}
 \end{aligned}$$

- F_{xp} : 나의 각 요소값
- F_{ip} : 사용자들의 각 요소값

..... (4)



최종 모빙 지수 알고리즘

3.4. 4단계; 모빙 지수 알고리즘

최종 모빙지수 알고리즘은 Me-User간의 연관성을 기반으로 단순 합에서 출발하여 가중치된 속성을 구하고, 유사도 함수를 적용하여 개발되었으며 식(5)와 같다.

요소에 포함된 속성 합

$$\begin{aligned}
 & MV(\text{Mobbing Value})_{User_s} \\
 &= MAX(\sum_{i=1}^r A_{si} + \sum_{j=1}^s A_{sj} + \sum_{k=1}^t A_{sk} \\
 &+ \sum_{l=1}^u A_{sl} + \sum_{m=1}^v A_{sm} + \sum_{n=1}^w A_{sn} + \sum_{o=1}^x A_{su})
 \end{aligned}$$

- $User_s$: 최적의 인성 소유자
- $\sum_{i=1}^r A_{si}$: 각 요소들에 포함된 속성들의 합

$$\begin{aligned}
 & MV(\text{Mobbing Value})_{User_s} \quad \dots\dots\dots (5) \\
 &= \frac{2 \sum_{p=1}^y (F_{xp} \cdot F_{ip})}{\sum_{p=1}^y F_{xp}^2 + \sum_{p=1}^y F_{ip}^2} (k \sum_{i=1}^r F_i)
 \end{aligned}$$

- $k \sum_{i=1}^r F_i$: 가중치(k)가 적용된 사용자 요소값들의 합
- $\sum_{p=1}^y F_{xp}^2$: 내 요소값들의 제곱의 합
- $\sum_{p=1}^y F_{ip}^2$: 사용자 요소값들의 제곱의 합

4. 실험 및 평가

제안하는 알고리즘의 적합성 및 효율성을 검증하기 위하여 군 조직 내 장병 1,000명을 대상으로 나와 소셜 네트워크를 형성한 후 본 논문에서 제안한 네 가지 인원분류(Michele Mouttapa)가 학생집단에서의 소셜 네트워크 사용자를 세가지 유형으로 분류한 것에 추가하여 군 조직 병사들을 대상으로 일반화하고 '이상적 그룹'을 포함한 네가지 유형으로 재분류를 통해 구분한다. 또한 인원분류에서 최소값(m)과 최대값(M) 및 평균값 등 총 9가지의 경우를 비교하여 최적의 분류모델을 만들기 위해 MAE(Mean Absolute Error, 절대 평균 오차)와 F-score를 이용해 비교 실험 한다. 실험 및 평가 프로세스는 그림 3와 같다.

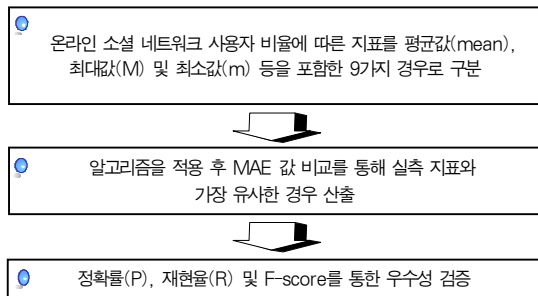


그림 3. 실험 및 평가 프로세스
Fig. 3. Test and estimation process

4.1. 실험 데이터 구성

데이터 셋의 표본 구성을 위해 단순임의 추출⁴⁾과 층화추출⁵⁾을 이용하였으며 단순임의 표본 추출에서는 비복원 추출에 의해 표본을 뽑는 제한적 추출방법을 선택하였다.

데이터 셋에 대한 표본 추출을 각 군 병사에게 적용 시 신뢰성과 오차한계 면에서 적절한 인원을 선정하기 위해 '08년 국방백서와 '07년 9월 병력제도 개선 국무회의 자료보고를 참

- 4) 크기가 N인 모집단에서 크기가 n인 표본을 뽑을 경우, 크기가 n인 모든 표본들이 동일한 추출 기회를 가지며 추출되는 표본추출 절차
- 5) 모집단을 중복되지 않는 그룹(층)으로 나누고 각 층으로부터 단순임의 추출로 표본을 뽑는 방법

고하여 표본 추출의 편의(특정 표본이 선호대상이 되는 일이 없도록 하는 확률적 표본추출의 방법)가 발생하지 않도록 표 4와 같이 육군 60%에 해군과 공군을 각각 20%로 구성하여 최종적으로 육군 △△보병사단(A1/271명), △△사단(A2/221명), △△군단(A3/100명), 해군 제 △△함대(N1/106명, N2/102명), 공군 제 △△전투 비행단(AF1/120명, AF2/80명)에 대한 데이터를 수집하고 알고리즘을 평가한다.

표 4. 데이터 셋 구성을 위한 각 군별 인원비율
Table 4. the number of persons rate of each military for data set

구분	장교		부사관		병		비율(%)	
	변경 전	변경 후	변경 전	변경 후	변경 전	변경 후	변경 전	변경 후
육군	80명	60명	135명	100명	581명	432명	79.6	59.2%
해군	10명	20명	18명	36명	76명	152명	10.4	20.8%
공군	10명	20명	17명	34명	73명	146명	10.0	20%
합계	100명	100명	170명	170명	730명	730명	100	100%

제안한 알고리즘의 실험을 위해 나와 관계를 형성하고 있는 커뮤니티의 멤버들(총 1,000명으로 구성)을 자체 개발한 Gunwoo's Social Network Service에 가입시켜 나와의 연관성을 이진(binary)값으로 확인한다.

4.2. 알고리즘 평가 수단

4.2.1 재현율과 정확률

정보 검색에서 흔히 사용되는 정확률(precision)과 재현율(recall), 그림 4를 적용하여 제안한 알고리즘을 평가하기 위해 실험집단의 모병 희생자가 제안하는 알고리즘에 의해 모병 희생자로 분류될 비율을 정확률로, 알고리즘에 의해 모병 희생자로 분류되어진 희생자가 실제 모병 희생자일 비율을 재현율로 정의하여 본 논문에서 제안한 알고리즘을 평가한다.

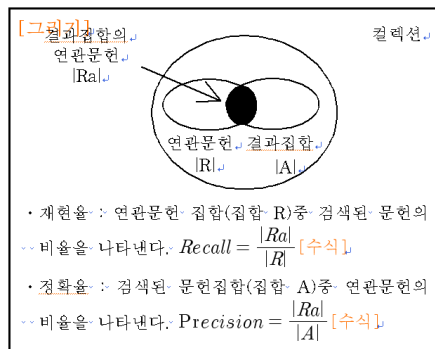


그림 4. 주어진 정보요구에 대한 정확률과 재현율
Fig. 4. Precision and recall given information requesting

표 5. 인원비율에 따른 지표 값의 9가지 경우
Table 5. Nine samples of index by the number of persons's rate

구분	모빙 희생자		공격적성향의희생자		모빙 가해자		이상적 그룹			
정단 내 인원비율	2	10	2	10	7	15	65	89		
m m m	2	2	7	89	1	m m m	~ 0.24	0.25 ~ 0.40	0.41 ~ 0.60	0.61 ~
m M m	2	10	7	81	2	m M m	~ 0.24	0.25 ~ 0.50	0.51 ~ 0.60	0.61 ~
m m M	2	7	15	81	3	m m M	~ 0.24	0.25 ~ 0.40	0.41 ~ 0.63	0.64 ~
m M M	2	10	15	73	4	m M M	~ 0.24	0.25 ~ 0.50	0.51 ~ 0.63	0.64 ~
M M M	10	10	15	65	5	M M M	~ 0.31	0.32 ~ 0.50	0.51 ~ 0.63	0.64 ~
M m m	10	2	7	81	6	M m m	~ 0.31	0.32 ~ 0.40	0.41 ~ 0.60	0.61 ~
M m M	10	2	15	73	7	M m M	~ 0.31	0.32 ~ 0.40	0.41 ~ 0.63	0.64 ~
M M m	10	10	7	73	8	M M m	~ 0.31	0.32 ~ 0.50	0.51 ~ 0.60	0.61 ~
mean	6	6	11	77	9	mean	~ 0.28	0.29 ~ 0.47	0.48 ~ 0.61	0.62 ~
						실측지표	~ 0.26	0.27 ~ 0.45	0.45 ~ 0.55	0.56 ~

· M(최대값): 상단 우측에 이상적 그룹의 경우 89에 해당
 · m(최소값): 상단 우측에 이상적 그룹의 경우 65에 해당
 · mean(평균값): 상단 우측에 이상적 그룹의 경우 77((89+65)/2)에 해당

4.2.2 F-score

통계학에서 F-score(또는 F-measure, F1-score)는 실험의 정확성(accuracy)을 측정하기 위한 척도이다. F-score를 계산하기 위해서는 실험의 정확률과 재현율을 고려해야 한다. 또한 F-score는 최대값 '1'에서부터 최소값 '0'에 이르는 정확률과 재현율의 가중된 평균(평균 가중치)으로 식(6)과 같다.

$$F = 2 \cdot (\text{precision} \cdot \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall}) \dots\dots\dots (6)$$

4.2.3 MAE(Mean Absolute Error: 절대 평균 오차)

통계학에서 MAE는 결과를 얼마나 근사하게 예상하고 예측하는지를 정량적으로 나타내기 위해서 사용된다. 또한 절대 평균 오차를 통한 예측 정확도는 절대 평균 오차와 반비례하고, 절대 평균 오차가 낮을수록 예측 정확도가 높은 것이므로 모빙 지수 알고리즘 적용 결과가 단순 합 보다 훨씬 더 예측 정확도가 높다는 것을 입증하며 식(7)과 같이 표현된다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - r_i|}{N} \quad (\text{단, } 0 \leq MAE \leq N)$$

- N : 예측 총 횟수
- P_i : 예측 평점
- r_i : 실제 평점

..... (7)

4.3. 평가 결과 분석

알고리즘의 평가를 위해 표 5 상단의 온라인 소셜 네트워크 사용자 비율에 따른 지표를 평균값(mean), 최대값(Maximum, 이하 'M') 및 최소값(minimum, 이하 'm')으로 구분하고 표 5의 좌측과 같이 9가지 경우로 구분한다. 이렇게 구분된 9가지 경우의 비율을 데이터 셋에 적용하면 해당 인원비율에 대한 지수합의 평균이 표 5의 우측과 같이 구해진다. 예를 들어 각 비율의 최대값(MMM)을 적용할 경우 1,000명의 데이터 셋 가운데 모빙희생자 10%, 공격적 성향의 희생자 10%, 모빙 가해자 15%, 이상적그룹 65%에 해당하는 인원은 각각 100명, 100명, 150명, 650명이 해당된다. 또한 그 인원에 대한 단순 합의 평균인 지표는 표 6과 같이 1,000명의 데이터를 모빙 속성들의 정규화 된 단순 합을 오름차순으로 나타낸 후 10%에 해당하는 모빙 희생자 100명, 10%에 해당하는 공격적 성향의 희생자 100명, 15%에 해당하는 모빙 가해자 150명을 추출하여 그 값들의 평균으로 지표를 산출한다.

따라서 이와 같은 방법으로 9가지 경우에 대한 지표를 산출하면 표 5와 같고, 각 비율의 최대값이 적용된 MMM의 경우 'Victims 0.31 미만, Aggressive Victims 0.32~0.50, Bullies 0.51~0.63, Ideal Group 0.64 이상' 과 같은 지표를 얻을 수 있다.

표 6. 최대값 비율(MMM)을 적용한 단순 합 지표
Table 6. Simple summation applying maximum rate(MMM)

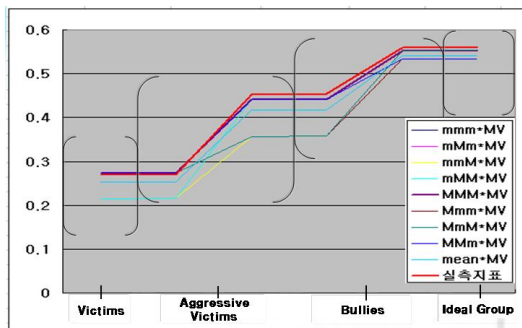
	A	B	C	D	E		
	Victims		Aggressive Victims		Bullies		
1	0.14		0.42		0.52		
2	0.14		0.42		0.52		
3	0.18		0.42		0.52		
4	0.18		0.42		0.52		
5	0.18		0.42		0.52		
6	0.18		0.42		0.52		
7	0.18		0.42		0.52		
8	0.18		0.42		0.52		
9	0.2		0.44		0.54		
10	0.2		0.44		0.54		
11	0.2		0.44		0.54		
12	0.28		0.48		0.58		
13	0.28		0.48		0.58		
14	0.28		0.48		0.58		
15	0.28		0.48		0.58		
16	0.28		0.48		0.58		
17	0.28		0.48		0.58		
18	0.28		0.48		0.58		
19	0.3		0.5		0.58		
20	0.3		0.5		0.58		
21	0.36		0.52		0.58		
22	0.36		0.52		0.58		
23	0.36		0.52		0.58		
24	0.36		0.52		0.58		
25	0.38		0.5		0.58		
26	0.38		0.5		0.58		
27	0.38		0.5		0.58		
28	0.38		0.5		0.58		
29	0.38		0.5		0.58		
30	0.38		0.5		0.58		
31	0.42		0.52		0.58		
32	0.42		0.52		0.58		
33	0.42		0.52		0.58		
34	0.42		0.52		0.58		
35	0.42		0.52		0.58		
36	0.42		0.52		0.58		
37	0.42		0.52		0.58		
38	0.42		0.52		0.58		
39	0.42		0.52		0.58		
40	0.42		0.52		0.58		
41	0.42		0.52		0.58		
42	0.42		0.52		0.58		
43	0.42		0.52		0.58		
44	0.42		0.52		0.58		
45	0.42		0.52		0.58		
46	0.42		0.52		0.58		
47	0.42		0.52		0.58		
48	0.42		0.52		0.58		
49	0.42		0.52		0.58		
50	0.42		0.52		0.58		
51	0.42		0.52		0.58		
52	0.42		0.52		0.58		
53	0.42		0.52		0.58		
54	0.42		0.52		0.58		
55	0.42		0.52		0.58		
56	0.42		0.52		0.58		
57	0.42		0.52		0.58		
58	0.42		0.52		0.58		
59	0.42		0.52		0.58		
60	0.42		0.52		0.58		
61	0.42		0.52		0.58		
62	0.42		0.52		0.58		
63	0.42		0.52		0.58		
64	0.42		0.52		0.58		
65	0.42		0.52		0.58		
66	0.42		0.52		0.58		
67	0.42		0.52		0.58		
68	0.42		0.52		0.58		
69	0.42		0.52		0.58		
70	0.42		0.52		0.58		
71	0.42		0.52		0.58		
72	0.42		0.52		0.58		
73	0.42		0.52		0.58		
74	0.42		0.52		0.58		
75	0.42		0.52		0.58		
76	0.42		0.52		0.58		
77	0.42		0.52		0.58		
78	0.42		0.52		0.58		
79	0.42		0.52		0.58		
80	0.42		0.52		0.58		
81	0.42		0.52		0.58		
82	0.42		0.52		0.58		
83	0.42		0.52		0.58		
84	0.42		0.52		0.58		
85	0.42		0.52		0.58		
86	0.42		0.52		0.58		
87	0.42		0.52		0.58		
88	0.42		0.52		0.58		
89	0.42		0.52		0.58		
90	0.42		0.52		0.58		
91	0.42		0.52		0.58		
92	0.42		0.52		0.58		
93	0.42		0.52		0.58		
94	0.42		0.52		0.58		
95	0.42		0.52		0.58		
96	0.42		0.52		0.58		
97	0.42		0.52		0.58		
98	0.42		0.52		0.58		
99	0.42		0.52		0.58		
100	0.42		0.52		0.58		
실측지표	0.26	0.27	0.45	0.46	0.55	0.56	0
MAE 평균							0.048148

이후 구해진 지표값을 실무부대에서 제시한 실측지표와 비교한다. 표 7(a)는 사용자의 지표값에 모빙 지수 알고리즘이 적용된 결과다. 이 결과 값을 그래프로 나타내면 표 7(b)와 같으며 붉은색선의 실측지표와 보라색선의 MMM*MV가 거의 유사한 경사도를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이 경사도의 유사성은 다른 8가지의 경우보다 최대값 비율이 적용된 MMM의 경우 실측지표로 분류한 네 가지 분류 유형과 패턴이 거의 유사하고 군 조직에 가장 적합하다는 것을 보여준다.

표 7. 모빙 지수 알고리즘을 적용한 9가지 경우의 지표 비교
Table 7. Index comparison of nine samples by applying MV algorithm

구분	모빙희생	공격적 성향의 희생자	모빙 가해자	이상적그룹		
mmm*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.53	0.54
mMm*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.53	0.54
mmM*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.55	0.56
mMM*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.55	0.56
MMM*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.55	0.56
Mmm*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.53	0.54
MmM*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.55	0.56
MmM*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.53	0.54
mean*MV	0.25	0.26	0.42	0.43	0.54	0.55
실측지표	0.26	0.27	0.45	0.46	0.55	0.56

(a) 지표별 모빙 지수 알고리즘 적용 결과와 실측지표 비교 결과



(b) 모빙 지수 알고리즘 적용 결과의 꺾은 선 그래프

표 5의 우측 지표를 MAE(Mean Absolute Error: 절대 평균 오차)로 구해보면 단순 합에 의해 구해진 지표인 표 8(a)의 평균은 0.048, 모빙 지수 알고리즘을 적용한 지표인 표 8(b)의 평균은 0.028로 표 8과 같다.

표 8. MAE를 적용하여 비교한 단순 합과 모빙 지수 알고리즘
Table 8. comparison of Simple summation and MV algorithm applying MAE

	모빙희생	공격적 성향의 희생자	모빙 가해자	이상적그룹	MAE			
1	mmm	0.24	0.25	0.4	0.41	0.6	0.61	0.04
2	mMm	0.24	0.25	0.5	0.51	0.6	0.61	0.04
3	mmM	0.24	0.25	0.4	0.41	0.63	0.64	0.05
4	mMM	0.24	0.25	0.5	0.51	0.63	0.64	0.05
5	MMM	0.31	0.32	0.5	0.51	0.63	0.64	0.06
6	Mmm	0.31	0.32	0.4	0.41	0.6	0.61	0.05
7	MmM	0.31	0.32	0.4	0.41	0.63	0.64	0.06
8	MmM	0.31	0.32	0.5	0.51	0.6	0.61	0.05
9	mean	0.28	0.29	0.47	0.48	0.61	0.62	0.033333
10	실측지표	0.26	0.27	0.45	0.46	0.55	0.56	0
11	MAE 평균							0.048148

(a) 단순 합에 적용한 MAE 평균

	모빙희생	공격적 성향의 희생자	모빙 가해자	이상적그룹	MAE			
1	mmm*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.53	0.54	0.053333
2	mMm*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.55	0.56	0.006667
3	mmM*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.53	0.54	0.026667
4	mMM*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.53	0.54	0.04
5	MMM*MV	0.25	0.26	0.42	0.43	0.54	0.55	0.01667
6	Mmm*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.55	0.56	0.046667
7	MmM*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.55	0.56	0.02
8	MmM*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.53	0.54	0.013333
9	mean*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.55	0.56	0.033333
10	실측지표	0.26	0.27	0.45	0.46	0.55	0.56	0
11	MAE 평균							0.028519

(b) 모빙 지수 알고리즘에 적용한 MAE 평균

즉 MAE를 통한 예측 정확도는 MAE와 반비례하고, MAE가 낮을수록 예측 정확도가 높은 것이므로 모빙 지수 알고리즘 적용 결과가 단순 합을 정규화한 결과보다 훨씬 더 예측 정확도가 높다는 것을 입증한다. 이점은 네 가지 분류 유형에서 최대 값 비율에 모빙 지수 알고리즘을 적용한 MMM*MV가 MAE 값으로 비교해볼 때 표 9와 같이 다른 8가지의 경우들보다 0.00667로 가장 낮게 나오므로 집단 내 각 유형별 대상자를 가장 잘 분류해 낸다는 것을 확인할 수 있다.

표 9. MAE를 통한 모빙 지수 알고리즘의 예측 정확률
Table 9. MV algorithm's estimation precision by MAE

구분	모빙희생	공격적성향의희생자	모빙가해자	이상적그룹	MAE		
mmm*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.53	0.54	0.05333
mmM*MV	0.21	0.22	0.36	0.37	0.55	0.56	0.04667
Mmm*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.53	0.54	0.04
MmM*MV	0.27	0.28	0.36	0.37	0.55	0.56	0.03333
mMm*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.53	0.54	0.02667
mMM*MV	0.21	0.22	0.44	0.45	0.55	0.56	0.02
mean*MV	0.25	0.26	0.42	0.43	0.54	0.55	0.01667
MMm*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.53	0.54	0.01333
MMM*MV	0.27	0.28	0.44	0.45	0.55	0.56	0.00667
실측지표	0.26	0.27	0.45	0.46	0.55	0.56	0

또한 F-score를 통해 평균값, 최대·최소값으로 구분된 9가지 경우를 비교해 보면 표 10과 같이 MMM*MV가 Online Social Network 사용자의 네 가지 유형에서 각 85%, 85%, 88%, 98%로 가장 높은 정확률을 보이는 것을 알 수 있으며, 그림 5의 굵은 실선 부분과 같이 네 가지 유형이 고르게 분포한다.

표 10. F-score를 통한 MMM*MV의 우수성 검증
Table 10. MMM*MV's superiority verification by F-score

구분	모빙희생자(91명)			공격적성향의희생자(110)			모빙가해자(193명)			이상적그룹(606명)		
	Precision	Recall	F-score	Precision	Recall	F-score	Precision	Recall	F-score	Precision	Recall	F-score
mmm*MV	0.06593	0.06593	7%	0.01818	0.01818	2%	0.75648	0.76166	76%	0.99835	0.92409	96%
mmM*MV	0.06593	0.06593	7%	0.83636	0.87273	85%	0.75648	0.76166	76%	0.99835	0.92409	96%
Mmm*MV	0.06593	0.06593	7%	0.01818	0.01818	2%	0.87565	0.88601	88%	0.9967	0.9637	98%
MmM*MV	0.06593	0.06593	7%	0.83636	0.87273	85%	0.87565	0.88601	88%	0.9967	0.9637	98%
mMm*MV	0.84615	0.84615	85%	0.83636	0.87273	85%	0.87565	0.88601	88%	0.9967	0.9637	98%
mMM*MV	0.84615	0.84615	85%	0.01818	0.01818	2%	0.75648	0.76166	76%	0.99835	0.92409	96%
MMm*MV	0.84615	0.84615	85%	0.01818	0.01818	2%	0.87565	0.88601	88%	0.9967	0.9637	98%
MMM*MV	0.84615	0.84615	85%	0.83636	0.87273	85%	0.75648	0.76166	76%	0.99835	0.92409	96%
mean*MV	0.63736	0.63736	64%	0.27273	0.29091	28%	0.87565	0.88601	88%	0.98185	0.9637	97%

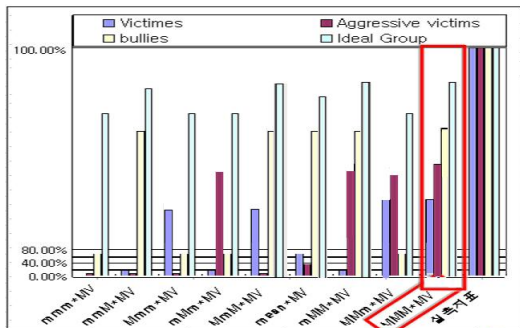


그림 5. 모빙 지수 알고리즘의 F-score
Fig. 5. F-score of MV algorithm

그러므로 인원 비율의 최대값에 모빙 지수 알고리즘을 적용 하면 표 9의 하단에서와 같이 MAE 값은 0.00667과 같은 높은 예측 정확률을 보이며 F-score로 확인 시에도 표 10에서와 같이 네 가지 유형특성에서 평균 89%의 일치율을 보인다.

또한 표 2에서 구분한 네 가지 유형의 각 범위에서 최대값 비율이 적용된 경우(MMM)로 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하면 모빙 희생자를 효율적으로 관리할 수 있는 지표가 산출되며, 이 지표는 앞에서 평가한 바와 같이 실측지표와 가장 유사하다. 따라서 모빙 현상을 파악하기 위해 현재 관리자의 주관적 견해, 전임 관리자의 관리의견 참고, 인성/적성 검사 결과의 부분 활용, 개인적 신상 특성 등으로 관리하던 방법보다 본 논문에서 제안한 구체적인 7개의 모빙요소와 50개의 속성들로 개발된 알고리즘을 통해 네 가지 분류유형으로 구분하여 관리하고 군 조직이나 일반사회 조직에 적용한다면 보다 효율적이고 정확한 인원 관리가 이루어질 것으로 보인다.

IV. 결론

조직 구성원들 사이에서 발생하는 대인 간 갈등은 스트레스의 중요한 원인이 된다(Cooper & Marshall, 1976). 또한 직장 내 집단 따돌림은 극도의 부정적인 사회적 상호작용의 한 가지 형태로 나타난다(House, 1981). 제안한 알고리즘은 모빙 관련 7개의 요소와 50개의 속성들을 선정하여 자체 개발한 Gunwoo's Social Network Service의 일반 계정에 추가한다. 또한 나와 커뮤니티를 형성하고 있는 1,000명의 군 병사들을 나와의 연관성을 통해 지수화 시킨다. 제안한 알고리즘은 우선 현재의 모빙 희생자뿐만 아니라 잠재적인 모빙 희생자의 가능성을 파악할 수 있으며 두 번째로 군 조직이나 일반직장의 인원관리를 위해 효과적으로 사용될 수 있다.

또한 인성검사(6)와 비교해 볼 때 본 논문은 사용자들의 온라인 소셜 네트워크 성향이나 패턴이 반영되었다는데 의의가 있다.

향후 연구계획으로는 알고리즘으로 구해진 모빙 지수를 특정 집단에 맞춰 지표화 하여 Social Network Service 사용자들을 4개의 등급에 따라 구분하는 분류모델을 생성하는 것이며, 요소와 속성도 집단의 특성에 맞춰 n개까지 확대시켜

6) 의사교환이 가능한 연령대에 그 인격을 측정하는 특성 인자로 구분된 분석법에 추가하여 정신 의학적 해석 방법으로 진단-길포드 박사, ERNST. KRETCHMER (독일), 김성광 교수(심리학회 이사)

나가는 것이다. 또한 의사교환이 가능하다고 판단하는 초등학교를 시작으로 시기와 집단에 따라 단계적이고 다계층적으로 지표들을 산출하여 데이터를 표본화 한다면 효과적이고 보다 정확한 집단 따돌림 대상자의 인원 분류 기준치를 제시할 수 있을 것으로 보인다. 이에 추가하여 지수값 산정시에 2진값을 부여하던 연구방법을 보다 세분화할 것이다.

참고문헌

- [1] 최재승, 박경규, “조직 내 따돌림의 원인과 결과에 관한 연구-군조직을 대상으로 서강대학교대학원, 12-30쪽, 2007년.
- [2] Heinz Leymann and Annelie Gustafsson, “Mobbing at Work and the Development of Post-traumatic Stress Disorders,” PEANJOURNAL OF WORK AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, 5(2), pp. 251-275, 1996.
- [3] Michele Mouttapa, Tom valente et al, Peggy Gallaher, Louise Ann Rohrbach, Jennifer B, “Social network predictors of bullying and victimization” University of Southern California, 39(154), pp. 315-35, 2004, Summer.
- [4] 김용학, “사회 연결망 분석,” 박영사, 2003년.
- [5] 김종규, 오승환, “Human Network의 친밀성 요소 분석을 통한 정보 표현 연구” 국민대학교 대학원, 10-16쪽, 2005년.
- [6] 유지은, “소셜 소프트웨어 : Beyond 컨슈머, Go 엔터프라이즈” Web Trend 보고서, KIPA, 8-13쪽, 2008년 7월.
- [7] David Kempe, Jon Kleinberg, Eva Tardos, “Maximizing the Spread of Influence through a social,” pp. 2-3, SIGKDD 2003.
- [8] Dieter Zapf and Claudia Gross Johann Wolfgang Goethe-University, Frankfurt, Germany, “Conflict escalation and coping with workplace bullying: A replication and extension,” EUROPEAN JOURNAL OF AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, 10(4), pp. 497-522, 2001.
- [9] Dieter Zapf Johann Wolfgang Goethe-University, Frankfurt, “Organisational, work group related and personal causes of mobbing/bullying at work,” International Journal of Manpower, pp. 70-85, 1999.
- [10] Parag Singla, “Yes, there is a correlation-From Social Networks to Personal Behavior on the web,” pp. 655-656, www2008.
- [11] Zapf Dieter, Knorz Carmen, Kulla Matthias, “On the Relationship between Mobbing Factors, and Job Content, Social Work Environment, and Health Outcomes,” European Journal of Work & organizational psychology 5(2), pp. 215-237, 1996.
- [12] Agervold M, “Bullying at work: A discussion of definition and prevalence, based on an empirical study”, Scandinavian Journal of Psychology, 48, pp. 161-172, 2007.
- [13] 김국진, 박건우, 이상훈, “Social Network 기반 Mobbing 지수 산정 알고리즘 및 분류 모델 설계,” 한국 정보처리학회 춘계 세미나, 제 16권, 제 1호, 352-355쪽, 2009년.
- [14] 김광숙, “상사의 차별적 행동이 부하직원들간 상호작용에 미치는 효과” 전남대학교, 1-25쪽, 2006년.
- [15] 오정운, 박건우, 이상훈, “소셜 관계 랭크 및 토폴기반-소셜 관계 랭크 알고리즘: 소셜 검색을 향해,” 한국 정보처리학회 춘계 세미나, 제 16권, 제 1호, 364-367쪽, 2009년.
- [16] 박경규, 최항석, “직장내 집단따돌림의 선행요인에 관한 연구,” 서강대학교, 동덕여자대학교, pp. 4-10, 2007년.
- [17] 마크스미스 외, 조동기 역, “사이버공간과 공동체,” 나남출판, 186쪽, 2001년.
- [18] Jure Leskovec, Eric Horvitz, “Worldwide Buzz: Planetary-Scale Views on an Instant-Messaging Network,” Microsoft Research Technical Report MSR-TR-2006-186, pp. 1-5, 2007.
- [19] 박경규, “조직내 집단 따돌림과 조직행동,” 제16-2집 경영논총, 115-124쪽, 2006년.
- [20] HaiQiang Chen, Xueqi Cheng, Yue Liu, “Finding Core Members in Virtual Communities,” pp. 1233-1234, www2008.
- [21] 신동호, “Latent Semantic Analysis를 이용한 내용기반 정보검색 시스템,” 서울대학교, 17-26쪽, 2000년.
- [22] 최항석, 임효창, “직장내 직무따돌림이 종업원의 직무태도에 미치는 영향,” 대한경영학회 추계학술발표대회 발표논문집, 21-44쪽, 2005년.
- [23] 한국 사회교육(적성) 개발원, www.sidtest.com

저 자 소 개



김 국 진

2000 : 해군사관학교 전자과 학사
2008 : 국방대학교 전산정보학과 석사과정
현 재 : 국방대학교 전산정보학과 석사과정
관심분야 : 정보검색, 소셜 네트워크



박 건 우

1997 : 충남대학교 컴퓨터과학과 학사
2007 : 연세대학교 컴퓨터과학과 석사
2008 : 국방대학교 전산정보학과 박사과정
현 재 : 국방대학교 전산정보학과 박사과정
관심분야 : 정보검색, 소셜 네트워크,
네트워크 보안



이 상 훈

1978 : 성균관대학교 정보통신공학과 학사
1989 : 연세대학교 산업대학원 전산학과
석사
1997 : 일본 교토대학교 정보공학 박사
서일대학 겸임교수, 충남산업대
학교 교수, 일본 교토대학교 교
환교수
현 재 : 국방대학교 전산정보학과 교수
관심분야 : 정보검색, 데이터베이스, 미
디어 융합