

Neural Networks Clustering Algorithm을 이용한 전투복 표준호수 선정에 관한 연구

김충영* · 심정훈*

A Study on the Standard Sizes Selection Method for Combat Fatigues Using a Clustering Algorithm of Neural Networks

Chung Young, Kim* · Jeong Hun, Sim*

■ Abstract ■

Combat fatigues are issued to military personnel with ready made clothes. Ready made combat fatigues should be fitted to various bodies of military personnel within given standard sizes. This paper develops a standard sizes selection method in order to increase the coverage rate and fitness for combat fatigues. The method utilizes a generalized learning vector quantization(GLVQ) algorithm that is one of cluster algorithm in neural networks techniques. The GLVQ moves the standard sizes from initial arbitrary sizes to next sizes in order to increase more coverage rate and fitness. Finally, when it cannot increase those, algorithm is terminated. The results of this method show more coverage rate and fitness than those of the other methods.

1. 序 論

전투복은 의류분류사 맞춤새(fit#)를 중요시하지 않는 작업복의 범주에 속하지만[8] 軍人의 기본복장이며, 軍人基本姿勢의 外的要因에서 중요한 부분을 차지하고 있으므로 將兵 各개인의 體格에 맞아

야만 한다. 既成服의 경우에는 다양한 號數體系를 가지고 있으므로, 이를 착용하는 대상인원의 요구 수준을 어느 정도 만족시킬 수 있으나 전투복의 경우는 可用한 號數體系가 15개 號數로 제한[9] 됨으로써 既成服수준의 滿足水準을 달성하기는 어렵다.

이러한 문제점을 改善하기 위하여 金長鎬[5], 白

呂鉉[6] 등이 일반적인 최적화 기법을 이용하여 제한된 號數體系에서도 좀더 많은 將兵에게 만족스러운 옷을 입힐 수 있는 전투복의 표준호수 선정 모형을 제시하였다. 그러나 기존의 연구 모형은 일반적인 최적화 기법을 적용하기 위하여 인위적인 제약조건이나 기준을 선정해야 하는 단점이 있었다.

본 연구에서는 전투복 표준호수 선정이 일반적인 최적화 기법으로는 정해, 또는 최적해를 구하기가 어렵기 때문에 Neural Networks의 Clustering algorithm[10]을 이용하여 표본자료에 대한 適用性이 높고 기존 모형에 비해 滿足率과 커버율을 향상할 수 있는 전투복의 標準號數를 선정하는 모형을 제시한다. 모형에 적용한 표준호수의 수는 현재 적용하고 있는 15개 표준호수로 제한한다.

2. 전투복 표준호수 결정에 관한 기존 모형 연구

可用 號數가 제한된 전투복의 標準號數 결정에 관한 研究는 한국표준과학연구원 모형[9], 金辰鎬 모형[5] 그리고 白昌鉉 모형[6]이 있다. 최근 研究된 세 가지의 研究의 결과를 비교 분석해 보면 다음과 같다.

한국표준과학연구원 모형은 1992년 국방군수본부 주관하에 한국표준과학연구원에서 장병인체측정자료의 회귀선을 이용하여 선정한 모형이다. 이 모형은 上衣의 경우 相關關係가 가장 높은 가슴둘레와 上衣 총길이의 二變量分布를, 下衣의 경우 허리둘레와 허리높이의 二變量分布를 구한후 각각의 回歸線을 구하였다. 이 回歸線을 임의로 변형하여 基準線으로 설정하고 이를 기준으로 일정한 간격을 주어 그려진 平行선을 따라 식(2-1)의 滿足水準을 최적으로 하는 몇 개의 代案을 선정한 후 만족하지 않은 사람을 최소화시키는 15개의 代案을 선정하였다.

$$C^k = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{[d((x_i, y_i) - (x_k, y_k))]^2} \quad (2-1)$$

C^k : k 號數의 만족도

x_i, y_i : i번째 사람의 x부위 및 y부위의 인체 측정값

x_k, y_k : k號數의 x부위 및 y부위의 기준점

$d(\dots)$: 두 점 사이의 거리로 1cm 이하면 1로 그 이상이면 실제값

이 모형은 回歸線을 변형한 기준선을 선정한 후 滿足水準을 최적으로 하는 몇 개의 代案을 선정하고 이중 滿足水準은 다소 떨어지더라도 基準線과 일정한 간격을 두고 그려진 平行선상에 각각 3개씩의 號數를 선정하여 號數가 고르게 분산되도록 표준호수를 선정하였다.

김진호 모형은 가슴둘레와 허리둘레를 맞음새의 대표부위로 보았다. 號數 候補地 선정은 代表部位의 평균선을 기준으로 하여 $\pm 1\sigma$ 이내는 3cm 간격으로 그 이상은 4cm 간격으로 平行선을 그어 正方形 區域을 설정하고, 각 候補地에 대한 만족율과 커버율을 산출한후 모형의 입력자료로 활용하였다.

이 모형은 전투복에 대하여 만족하지 못하는 將兵을 최소화하고, 전투복을 입지 못하는 將兵을 최소화하는 두 가지 목표를 달성하기 위하여 目標計測法을 이용한 모형을 설정하였다.

이 모형의 단점은 正方形 區域을 나누는 것이 임의성이 있어 일정한 결과를 얻지 못한다는 것이다.

백창현 모형에서 號數 候補地 선정은 한국공업규격에서 제시하고 있는 值數間隔중 가장 작은 값인 3cm를 下限値로 가장 큰 값인 5cm를 上限値로 설정하고, 맞음새를 필요로 하는 대표부위의 평균선을 基準線으로 선정했다. 평균선을 기준으로 將兵의 분포밀도에 따라 上衣의 경우 평균 $\pm 1.5\sigma$ 까지는 3cm 간격으로 그 이상은 5cm 간격으로, 下衣의 경우 허리둘레의 평균 $\pm 1\sigma$ 까지는 3cm 간격으로, $\pm 1\sigma \sim \pm 2.5\sigma$ 까지는 4cm 간격으로, 그 이상은 5cm 간격으로 值數間隔을 부여하여 평균선과 平行한 基準線을 긋는다.

基準線이 선정되면 한국표준과학연구원에서 제시한 滿足水準을 산출하는 식(2-1)에 따라 基準線上에서 가장 滿足水準이 높은 기준점을 선정하고, 이 기준점을 기준으로 值數間隔만큼 좌우로 이동하면서 號數 候補地를 선정하였다.

모형은 카바울을 최대화하면서 전투복을 만족하게 입을 수 있는 將兵을 최대화하는 선형계획모형을 구성하였다.

백창현 모형의 단점은 치수간격을 분포의 분산을 고려 했지만 임의성이 있다는 것이다.

3. 표준호수 선정 모형

Clustering Algorithm은 여러 가지 있으나, 김대수[1]와 민준영[2] 등의 clustering 성능비교 연구 결과에 의하면 neural network clustering algorithm이 k-means나 Isodata clustering algorithm보다 중심값의 오차 발생률이 적다고 밝히고 있다. 그래서 본 연구는 Neural Networks의 Clustering Algorithm중 誤分類 패턴이 적게 나타나는 GLVQ Algorithm을 응용하여 표본 자료간의 類似度(similarity)를 측정하여 커버율과 만족율을 높일 수 있는 標準號數 選定 模型을 설정하기로 한다.

본 연구에서 모형을 적용하기 위한 假定事項은 다음과 같다.

- (1) 基本身體部位는 上衣의 경우 가슴둘레와 上衣 총길이라고하고, 下衣는 허리둘레와 엉덩이둘레로 한다.
- (2) 可用號數는 현재 적용되고 있는 15개 標準號數로 한다.
- (3) 전투복 최대 착용범위는 한국표준과학연구원에서 제시한 최대 허용범위를 적용한다.

(가) 上衣

가슴둘레, 上衣총길이
 $-3\text{cm} \leq \text{號數值數} \leq 2\text{cm}$

(나) 下衣

허리둘레 : $-3\text{cm} \leq \text{號數值數} \leq 2\text{cm}$
 엉덩이둘레 : $-4\text{cm} \leq \text{號數值數} \leq 2\text{cm}$

(4) 將兵들이 전투복을 만족하게 착용할 수 있는 許容範圍는 「한국공업규격 남성복의 值數」의 규정에 의해 $-1.5\text{cm} \leq \text{號數值數} \leq 1.5\text{cm}$ 로 적용한다.

(5) 만족율은 전체인원에 대해 (4)에서 규정한 범위에 속하는 인원의 비율이며, 커버율은 將兵들에 의해 요구되는 值數의 全體數에 대하여 (3)에서 규정한 범위에 속하는 值數의 비율이다. 즉, 커버율은 얼마나 많은 要求值數를 충족시키느냐는 것이고 만족율은 얼마나 많은 인원이 이를 만족하게 입느냐는 것이다.

본 모형에서 적용되는 損失의 의미는 顧客(將兵)이 요구하는 值數를 제공받지 못하여 발생하는 將兵들의 滿足水準의 減少를 의미한다. 즉, 고객(將兵)은 요구하는 值數의 전투복이 구비되어 있지 않으면 전투복 구매를 포기하거나 맞지 않게 지급된 전투복을 그대로 입게되어 滿足水準이 떨어지게 된다. 한국표준과학연구원의 모형에서 二變量分布의 두 지점사이의 滿足水準은 식(2-1)에서와 같이 두 지점사이의 거리의 제곱에 반비례하는 것으로 정의하였다. 그러므로 損失은 거리의 제곱에 비례한다고 할수 있다. 따라서 損失函數 $L(x)$ 를 k 번째 인체측정값 x_k 와 r 번째 標準值數 s_r 의 함수로 정의하면 식(3-1)과 같이 두 值數사이의 거리의 함수로 나타낼 수 있다.

$$L(x) = c(x_k - s_r)^2 \quad (3-1)$$

여기서 損失은 滿足水準의 감소를 의미하므로 모든 入力값 x_k 에 대하여 損失函數 $L(x)$ 를 最小化시키는 지점 s_r 를 구하면 그 지점의 滿足水準은 최대가 될 수가 있다. 앞서 살펴본 Neural Network의 Clustering Algorithm중 GLVQ Algorithm은 식(3-1)과 동일한 형태의 損失函數를 정의하고 이를 最小化시켜 각 입력자료의 패턴(pattern, 분포 형태)을 가장 잘 반영하는 지점이 각 클러스터의 중심으로 결정되게 하였다[10]. 따라서 標準號數가

일정한 범위 내에 많은 자료의 頻度數와 많은 要求值數를 포함하도록 선정하기 위해 損失函數는 GLVQ Algorithm의 損失函數를 적용한다. 이때 승자노드를 입력치수와 표준호수와의 거리가 가장 가까운 표준호수로 정의하고, 가중치를 승자노드일 경우 1을 부여하고 아닐 경우에 가중치를 실측정치와 표준치수와 차를 자승한 값을 역으로 하여 둔다. k번째 실측치 x_k 와 r번째 標準號數 s_r 이라 할 때, 손실함수는 식(3-2)와 같다.

$$L(x) = \sum_{k=1}^c w_{kr} \|x_k - s_r\|^2 \quad (3-2)$$

$$w_{kr} = \begin{cases} 1 & , r = I \\ \frac{1}{\sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2} & , \text{otherwise} \end{cases}$$

w_{kr} : k번째 입력자료에 대한 r번째 標準號數의 지역가중치
 c : 표준호수의 수
 i : 승자노드 표준호수의 노드 표시

각 입력자료에 대하여 식(3-2)에서 정의한 損失函數를 최소화하도록 標準號數의 위치를 조정하는 學習을 하면 標準號數 각각이 전체 입력자료에 대하여 損失이 가장 적은 지점으로 조정된다. 이 지점은 곧 만족율이 높은 지점이 된다.

여기에서 學習이란 자료의 입력에 대하여 모든 標準號數의 위치를 일정한 規則(學習規則)에 의하여 조정하는 과정을 말한다. 이렇게 손실을 최소화하는 學習을 반복하면 頻度數가 높은 지점에 대해 學習의 반복이 많이 일어나게 되어 頻度數가 높은 지점으로 標準號數가 이동하게 되어 높은 만족율을 구할 수 있다.

그러나 식(3-2)와 같이 입력자료와 近接한 정도에 따라 地域加重值(locally weight) w_{kr} 을 부여하고 學習을 통해 모든 標準號數를 조정하기 때문에 頻度數가 높은 지역으로 標準號數가 集中되지 않고 자료의 분포 패턴을 잘 나타낼 수 있는 위치로 標準號數가 이동하게 된다.

따라서 인체측정자료를 이용하여 식(3-2)의 損失函數를 최소화시키는 學習을 반복하여 최종 標準號數를 구하면 각 標準號數는 滿足水準이 높고 다수의 要求值數를 포함(커버율)하는 지점이 될 수가 있다.

그러면 여기서 어떻게 학습규칙을 결정하는가에 대해 토의하기로 한다.

損失函數 $L(x)$ 를 최소화시키는 學習規則은 승자노드일 경우 損失函數를 승자노드의 標準號數 s_i 로 偏微分하고, 승자노드가 아닐 경우 損失函數를 승자노드가 아닌 노드의 標準號數 $s_j(j \neq i)$ 로 偏微分하여 구한다. 가정사항은 w_{kr} 이 연속성을 가지고 있어 손실함수 $L(x)$ 가 미분가능하다는 것이다.[10]

損失函數 $L(x)$ 를 偏微分하여 승자노드와 비승자노드 각각의 單位變化율을 구하고 여기에 學習의 반복에 따라 減少하는 學習率 α_t 을 적용하여 각각의 標準號數의 위치를 조정하면 각 標準號數는 두 지점 사이의 거리의 제곱(손실)이 가장 많이 減少하는 방향으로 변화한다. 따라서 이 變化율을 이용하여 標準號數의 위치를 조정하면 損失이 최소화되는 標準號數가 선정될 수 있다. 손실함수를 최소화하여 標準號數의 위치를 조정하는 學習規則을 誘導하는 과정은 다음과 같다.

식(3-2)에서 정의한 損失函數 $L(x)$ 는 승자노드의 損失과 비승자노드의 損失의 합으로 표시할 수 있으므로 $L(x)$ 는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} L(x) &= \sum_{k=1}^c w_{kr} \|x_k - s_r\|^2 = \|x_k - s_i\|^2 \\ &+ \sum_{r=1, r \neq i}^c \|x_k - s_r\|^2 / \sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2 \\ &= \|x_k - s_i\|^2 + \sum_{r=1}^c \|x_k - s_r\|^2 / \sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2 \\ &\quad - (\|x_k - s_i\|^2 / \sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2) \\ &= \|x_k - s_i\|^2 + 1 \\ &\quad - (\|x_k - s_i\|^2 / \sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2) \quad (3-3) \end{aligned}$$

식(3-3)을 승자노드의 標準號數 s_i 에 대하여 偏

微分하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla_{s_i} L(s_i) &= -2\|x_k - s_i\| - (-2\|x_k - s_i\| \\ &\cdot \sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2 - \|x_k - s_i\|^2 \\ &\cdot (-2\|x_k - s_i\|) / (\sum_{j=1}^c \|x_k - s_j\|^2)^2. \end{aligned}$$

이때 $D = \sum_{r=1}^c \|x_k - s_r\|^2$ 로 두면 다음 결과를 얻는다.

$$\nabla_{s_i} L(s_i) = -2(x_k - s_i) \frac{D^2 - D + \|x_k - s_i\|^2}{D^2} \quad (3-4)$$

식(3-4)은 승자노드 한 단위의 변화에 대한 損失의 變化量을 나타낸다. 그러나 이 變化量을 入力 값에 대하여 그대로 적용하면 最小값으로 수렴하지 않고 계속적으로 진동하는 값을 가지게 된다. 그러므로 α_0 는 初期 學習率이고, T는 총 입력자료 수(총반복횟수)라고 하면 學習이 진행됨에 따라 最小값으로 수렴하도록 t반복 횟수의 學習率은 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \alpha_t &= \alpha_0 (1-t/T) \\ \text{단, } 0 \leq \alpha_0 \leq 1 \end{aligned} \quad (3-5)$$

여기서 반복회수가 증가하면 單位變化量은 t가 T까지 증가하여 점점 감소하게 된다. 따라서 t반복회수에서 승자노드인 標準號數의 값 $s_{i,t}$ 는 t반복회수에서의 學習率 α_t 와 t-1반복회수의 單位變化量을 곱하여 t-1반복회수의 標準號數 $s_{i,t-1}$ 에 합한 것으로 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} s_{i,t} &= s_{i,t-1} + \alpha_t(x_k - s_{i,t-1}) \\ &\cdot [(D^2 - D + \|x_k - s_{i,t-1}\|^2) / D^2] \end{aligned} \quad (3-6)$$

승자노드가 아닐 경우에는 승자노드가 아닌 標

準號數 $s_j(j \neq i)$ 로 식(3-3)을 偏微分하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \nabla_{s_j} L(s_j) &= -(0 \cdot \sum_{j=1, j \neq i}^c \|x - s_j\|^2 - \|x - s_j\|^2 \\ &\cdot 2\|x - s_j\|) / (\sum_{j=1}^c \|x - s_j\|^2)^2 \end{aligned}$$

이때 $D = \sum_{r=1}^c \|x_k - s_r\|^2$ 으로 두면 식(3-7)를 얻는다.

$$\nabla_{s_j} L(s_j) = -2(x_k - s_j) \frac{\|x_k - s_j\|^2}{D^2} \quad (3-7)$$

따라서 t 반복회수의 비승자노드의 標準號數는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} s_{j,t} &= s_{j,t-1} + \alpha_t(x_k - s_{j,t-1}) \\ &\cdot \|x_k - s_{j,t-1}\|^2 / D^2 \end{aligned} \quad (3-8)$$

4. 표준호수 선정 절차

GLVQ Algorithm을 이용한 號數候補地 선정을 위한 수행절차는 크게 3단계로 구성된다. 최초 假想 號數候補地의 임의의 중심점인 初期 標準號數를 난수(亂數, random number)를 이용하여 결정하고, 인체측정 자료에 대하여 初期 標準號數를 學習시키면 표본 자료간의 類似도를 가장 잘 반영하는 號數候補地의 중심 즉, 標準號數를 발견할 수 있다. 標準號數 선정 모형의 각 단계별 내용을 세부적으로 살펴보면 다음과 같다.

단계 1. 初期 標準號數의 決定

基本身體部位 二變量分布의 部位別 最小 및 최대 值數를 선정하고, 이 值數사이의 임의의 지점이 無作為(random)로 선정될 수 있도록 uniform 분포의 난수를 標準號數의 數 c만큼 발생시켜 初期 標準號數($s_{xr,0}, s_{yr,0}$)를 결정한다. 여기서 $s_{xr,0}$ 는 $r(0 \leq r \leq c)$ 번째 初期 標準號數의 x部位的

신체치수를 나타내고 $s_{y,r,0}$ 는 $r(0 \leq r \leq c)$ 번째 初期 標準號數 y 部位의 신체치수를 나타낸다.

$1 \leq r \leq c$ c : 標準號數의 數

단계 2. 標本資料의 學習

1) 승자노드의 발견

$t-1$ 반복횟수의 표준호수 $(S_{x,r,t-1}, S_{y,r,t-1})$ 중 k 번째 입력자료 (x_k, y_k) 와 거리가 최소인 標準號數가 승자노드가 되며, 이 노드를 i 로 표시한다.

$$\begin{aligned} & \| (x_k, y_k) - (s_{x,i,t-1}, s_{y,i,t-1}) \| \\ &= \min \| (x_k, y_k) - (s_{x,r,t-1}, s_{y,r,t-1}) \| \end{aligned} \quad (3-9)$$

단, $1 \leq r \leq c$

c : 標準值數의 數

x_k, y_k : k 번째 인체측정자료의 x 부위, y 부위의 치수

$S_{x,r,t}, S_{y,r,t}$: t 반복횟수에서 r 번째 표준 호수의 x 부위, y 부위의 치수

2) 각 標準號數의 위치 조정

승자노드가 선정되면 식(3-10)에 의하여 t 반복 횟수의 승자노드 標準號數 $(S_{x,i,t}, S_{y,i,t})$ 를 구하고 비승자노드는 식(3-11)에 의하여 t 반복횟수의 標準號數 $(S_{x,r,t}, S_{y,r,t})$ ($r \neq i$)를 구한다.

승자노드일 경우 :

$$\begin{aligned} (s_{x,i,t}, s_{y,i,t}) &= (s_{x,i,t-1}, s_{y,i,t-1}) + \alpha_t ((x_k, y_k) \\ &- (s_{x,i,t-1}, s_{y,i,t-1})) \cdot (D^2 - D + \| (x_k, y_k) \| \\ &- \| (s_{x,i,t-1}, s_{y,i,t-1}) \|^2) / D^2 \end{aligned} \quad (3-10)$$

승자노드가 아닐 경우 :

$$\begin{aligned} (s_{x,r,t}, s_{y,r,t}) &= (s_{x,r,t-1}, s_{y,r,t-1}) + \alpha_t ((x_k, y_k) \\ &- (s_{x,r,t-1}, s_{y,r,t-1})) \cdot (\| (x_k, y_k) \| \\ &- \| (s_{x,r,t-1}, s_{y,r,t-1}) \|^2) / D^2 \text{ (단, } r \neq i) \end{aligned} \quad (3-11)$$

단, $D = \sum_{r=1}^c \| (x_k, y_k) - (s_{x,r,t}, s_{y,r,t}) \|^2$

3) 標準號數 조정후 標準值數의 誤差 계산

입력자료 각각에 대하여 t 반복횟수의 標準號數 $(S_{x,t}, S_{y,t})$ 와 $t-1$ 반복횟수의 標準號數 $(S_{x,t-1}, S_{y,t-1})$ 과의 誤差의 합 E_t 를 식(3-12)와 같이 구한다.

$$E_t = \sum_{r=1}^c \| (s_{x,r,t}, s_{y,r,t}) - (s_{x,r,t-1}, s_{y,r,t-1}) \| \quad (3-12)$$

4) 만약 $E_t \leq$ 誤差 한계이면 終了한다. 아니면 단계 2의 1)로 복귀한다. 學習에 따른 標準號數의 위치변동이 거의 없다면 전체 입력자료의 패턴을 가장 잘 반영하는 지점이 선정되었다는 의미가 되므로 학습을 종료한다. 만약 오차가 의도하는 誤差 한계보다 크다면 標準號數의 위치 변동이 거의 없는 상태에 도달하도록 學習을 계속한다.

단계 3. 誤分類 패턴식별

相異なる 여러 가지 난수 초기치에 의해 발생시킨 初期 標準號數의 유형별로 標準號數 선정결과가 同一하면 종료한다. 만약, 初期 標準號數에 따라 標準號數 선정 결과가 相異하면 입력자료를 증가시켜(반복횟수의 증가) 단계 1부터 다시 시작한다.

5. 모형의 적용

본 연구에서 적용한 자료는 한국표준과학연구원 이 각 부을 대상으로 1992년 4월부터 7월까지 약 3개월에 걸쳐 총 3,758명에 대해 측정된 자료이며, 세부 측정인원수는 <표 3-1>과 같다[9]. 基本身體

<표 3-1> 인체측정 세부인원수

구분	계	영관	위관	하사관	병
총 계	3,758	422	602	979	1,750
육 군	840	77	130	215	418
해 군	2,065	274	355	538	898
공 군	853	71	117	226	439

部位別 특성은 정규분포를 나타내고 있으며, 基本身體部位別 통계량을 산출하면 <표 3-2>와 같은 결과를 얻어 연령별로 분포가 相異하게 형성됨을 알 수 있다.

<표 3-2> 주요 部位에 대한 연령별 통계량

구분	上 衣 表				下 衣 表			
	가슴둘레		상의총길이		허리둘레		영덩이둘레	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
24세 이하	89.3	4.8	73.5	2.4	74.1	4.4	92.2	3.9
25~29세	91.2	5.3	73.0	2.3	77.2	6.0	93.3	4.8
30~34세	93.1	5.2	73.2	2.1	80.8	6.1	95.3	4.3
35~39세	93.2	5.3	72.7	2.4	81.9	6.5	94.7	4.3
40세 이상	94.0	5.2	71.4	2.8	83.9	6.9	94.0	5.2

표준과학연구원원의 자료를 앞에서 제시된 모형에 적용하여 標準號數를 결정한다.

1) 初期 標準號數의 결정

(가) 基本身體部位 下限値와 上限値 설정

上衣 : 가슴둘레(上限値 : 112cm, 下限値 : 76cm)

上衣총길이(上限値 : 82cm, 下限値 : 64cm)

下表 : 허리둘레(上限値 : 100cm, 下限値 : 64cm)

영덩이둘레(上限値 : 110cm, 下限値 : 80cm)

(나) Uniform 분포의 난수 발생

初期 標準號數의 값이 이변량분포의 어느 한 곳으로 集中되지 않도록 Uniform 분포의 난수발생기를 이용하여 무작위(random)로 선정했다. 난수발생을 위한 분포함수를 $U(a,b)$ 라고 하면 a 는 하한치, b 는 상한치로 정의되며, 상의의 총길이 난수치 x 와 가슴둘레 난수치 y 는 다음과 같이 발생시킨다.

$$x = U(64, 82)$$

$$y = U(76, 112)$$

하의의 영덩이둘레 난수치 y 와 허리둘레 난수치 x 는 다음과 같이 발생시킨다.

$$x = U(64, 100)$$

$$y = U(80, 110)$$

初期 標準號數에 관계없이 안정된 결과를 산출하기 위하여 10개의 相異한 난수초기치 11111, 48765, 10009, 91181, 55553, 89101, 33331, 72113, 23731, 69131를 이용하여 10개의 初期 標準號數 유형을 선정하였다. <표 3-3>은 난수초기치를 69131로 부여하여 발생시킨 初期 標準號數이다.

<표 3-3> 初期 標準號數

(단위 : cm)

구분	上 衣 表		下 衣 表	
	가슴둘레	총 길이	허리둘레	영덩이둘레
1	95.5	69.5	82.9	89.7
2	105.5	73.4	92.6	96.5
3	77.9	66.7	65.8	84.8
4	93.6	66.2	81.2	83.9
5	94.1	70.9	81.5	92.2
6	85.3	79.7	73.0	107.6
7	80.1	75.0	68.0	99.4
8	76.2	79.9	64.2	108.0
9	78.6	71.5	66.5	93.2
10	89.2	73.7	76.8	97.0
11	76.3	68.5	64.3	88.0
12	96.1	69.6	83.5	89.9
13	90.1	75.1	77.7	99.6
14	102.1	68.4	89.4	87.7
15	102.4	75.7	89.6	100.6

2) 표본 자료에 대한 學習

다각적으로 실험한 결과 初期 學習率 α_0 는 0.8 이상을 주면 초기에 너무 중앙으로 집중하고, 그 이하를 주면 너무 광범위하게 분산함으로 α_0 값은 上·下衣 각각 0.8로 부여하고 學習이 종료되는 조건은 모든 標準號數의 위치 변동의 합(E_1)이 0.001을 초과하지 않는 것으로 설정하였다.

Neural Network의 學習理論에서 學習의 결과는 學習의 반복횟수가 많으면 많을수록 初期 學習率과 初期 연결강도(標準號數)에 관계없이 더욱 안정되어 나타난다[1]. 따라서 初期 標準號數의 유형에 관계없이 오분류 패턴이 없는 안정된 결과를 산출하기 위해 자료를 반복 적용하여 學習 반복횟수를 각각 1만, 2만, 3만, 4만번으로 하였다.

실제로 만족율과 커버율도 <표 3-4>에서 보는 바와같이 점진 증가하여 4만번이 되었을 때 가장 높은 값을 나타내었다. 4만번 이상 반복횟수의 증가에서는 위치조정이 거의 일어나지 않는 安定狀態에 도달하여 만족율과 커버율의 변화는 거의 나타나지 않았다.

<표 3-4> 반복에 따른 만족율/커버율의 비교 (단위 : %)

구 분	1만번	2만번	3만번	4만번	5만번	
상의	만족율	82.319	81.771	83.245	85.030	85.025
	커버율	76.801	75.862	79.623	79.937	79.893
하의	만족율	67.933	74.675	67.724	75.367	75.370
	커버율	69.945	71.223	71.460	71.463	71.453

3) 誤分類 패턴의 식별

주어진 자료를 10개의 난수초기치를 이용하여 學習을 실시한 결과 <표 3-5>와 같이 반복횟수에 따라 오분류 패턴이 감소하여 반복횟수를 4만번으로 증가 시켰을 때 난수초기치가 달라도 오분류 결과가 나타나지 않는 安定狀態에 도달했다 또한, 반복횟수가 4만번 이상에서 만족율과 커버율이 가장 높게 나타나 4만번 반복시의 결과를 標準號數로 결정하였다.

<표 3-5> 오분류 패턴 발생수

구 분	1만번	2만번	3만번	4만번	5만번
上 衣	多數	3	1	0	0
下 衣	多數	5	1	0	0

<표 3-6>과 <표 3-7>은 上·下衣 각각의 標準號數 선정 결과를 나타낸 것이며, <그림 3-1>, <그림 3-2>에서 ● 표시는 學習이 완료된 후 上·下衣 각각의 標準號數의 위치를 나타낸 것이다. 그림

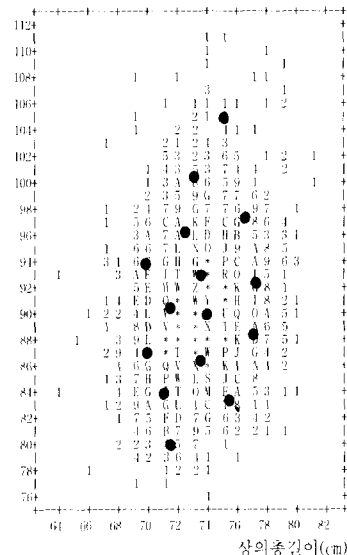
에서 숫자는 이변량분포의 頻度數를 나타내며, A는 10명, B는 11명, C는 12명, ...으로 표시하였고, *는 36명 이상을 나타내고 있다. 그림에서 각 標準號數의 위치는 자료의 頻度가 높은 지점에 偏重되지 않고 자료의 분포형태에 따라 일정하게 나타나고 있음을 알 수 있다.

<표 3-6> 上衣 標準號數

(단위 : cm)

구분	上 衣		만족율(%)	커버율(%)
	가슴둘레	총길이		
1	80.0	71.5	1.961	7.837
2	83.5	75.5	4.846	7.837
3	84.0	71.0	4.990	10.972
4	86.5	73.5	15.374	7.837
5	87.0	70.0	5.048	10.031
6	88.5	77.0	5.048	9.404
7	90.0	74.0	10.239	11.285
8	90.5	71.5	14.537	7.837
9	92.5	77.0	5.192	9.404
10	93.0	73.5	11.047	9.404
11	94.0	70.0	2.596	9.404
12	96.5	72.5	6.432	7.837
13	97.5	76.5	3.836	7.837
14	100.5	73.0	2.106	9.091
15	105.0	75.5	0.346	5.956
계			85.030	79.937

가슴둘레(cm)



상의총길이(cm)

<그림 3-1> 상의 표준호수 위치

또한 자료의 頻度數가 많은 지역에 多數의 標準號數가 선정되고, 자료의 頻度數가 적은 지역에는 1개 정도의 標準號數만이 선정되는 결과를 나타내 커버율과 만족율이 同時에 고려되어 선정되었음을 나타낸다.

〈표 3-7〉 下衣 標準號數 (단위 : cm)

구분	下衣		만족율(%)	커버율(%)
	허리둘레	엉덩이둘레		
1	66.5	84.5	1.702	5.516
2	68.5	89.0	5.019	8.393
3	70.5	86.0	4.038	7.434
4	71.0	92.5	8.163	8.633
5	72.0	89.5	10.759	8.633
6	73.5	95.5	8.220	7.194
7	75.0	89.0	4.846	8.873
8	75.5	92.5	15.460	7.194
9	77.5	95.5	10.903	7.194
10	79.5	99.5	3.230	6.475
11	80.0	92.5	4.009	7.194
12	82.0	96.5	3.923	8.633
13	86.0	98.0	1.702	9.832
14	90.0	100.5	0.808	8.393
15	95.0	105.5	0.173	3.357
계			75.368	71.463

모형의 적용결과 標準號數 각각의 만족율과 커버율은 上衣의 경우 만족율은 85.030%, 커버율은 79.937%이고, 下衣의 경우 만족율은 75.368%, 커버율은 71.464로 나타났으며, 이 결과를 기존모형 중 만족율과 커버율이 가장 높았던 白呂鉉 모형의 결과와 비교하면 <표 3-8>과 같이 만족율과 커버율이 증가한 것을 알 수 있다. 즉, 좀더 많은 인원이 만족하게 옷을 입을 수 있고 더 많은 요구 值數를 커버할 수 있는 標準號數가 선정되었음을 알 수 있다.

〈표 3-8〉 기존모형과의 결과 비교

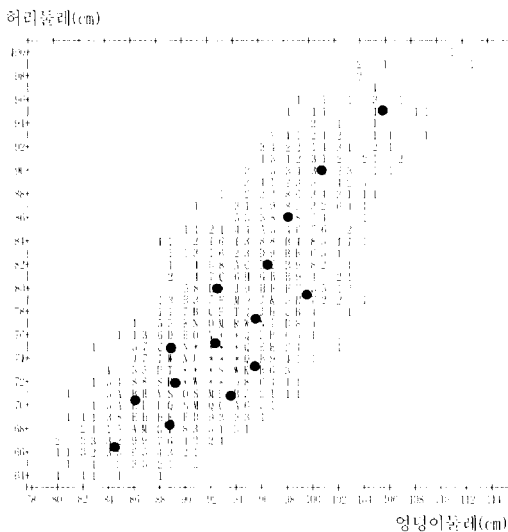
구분	백장현모형	본 연구	
上衣	커버율	73.05%	79.94%
	만족율	78.19%	85.03%
下衣	커버율	65.22%	71.46%
	만족율	66.57%	75.36%

앞서 사용한 한국표준과학연구원 자료의 표본자료에 대한 모형의 適用性을 알아보기 위하여 한국표준과학연구원 자료[9]를 변형하여 본 논문에서 제시한 모형과 백장현 모형에 적용하여 결과를 비교해 보았다. 한국표준과학연구원의 자료에서 가장 체형의 분포가 비슷한 40대의 值數別 頻度數를 3배로 증가시키면 <표 3-9>와 같은 자료를 얻을 수 있다.

〈표 3-9〉 40대 연령층의 표본 증가시 평균과 분산 (단위 : cm)

구분		기존 DATA		변경된 DATA	
		평균	표준편차	평균	표준편차
上衣	가슴둘레	90.23	5.15	90.47	5.24
	상의총길이	73.33	2.43	73.20	2.51
下衣	허리둘레	75.90	5.84	76.44	6.24
	엉덩이둘레	92.91	4.28	93.01	4.32

이 자료를 기존의 모형중 커버율과 만족율이 가장 높게 나타난 백장현 모형[6]과 본 논문에서 제시한 모형에 적용하면 <표 3-10>과 같은 標準號數가 선정된다.



〈그림 3-2〉 하의 표준호수 위치

선정된 標準號數에 대한 만족율과 커버율의 비교해보면 본 논문에서 제시한 모형이 기존의 모형보다 上·下衣 모두 만족율과 커버율이 높은 것으로 나타났다. 이것은 본 논문에서 제시된 모형이 어떤 표본자료에 적용해도 사용자의 임의의 조작이나 제한조건 없이도 만족율과 커버율이 향상된 標準號數를 결정할 수 있는 모형임을 나타낸다.

〈표 3-10〉 40대 연령층의 표본 증가시 標準號數 (단위: cm)

구분	백창현 모형				연구 모형			
	上 衣		下 衣		上 衣		下 衣	
	가슴 둘레	총 길이	허리 둘레	엉덩이 둘레	가슴 둘레	총 길이	허리 둘레	엉덩이 둘레
1	79.5	72.0	66.5	88.0	80.0	72.0	66.5	84.5
2	84.5	73.0	70.5	87.0	83.5	75.5	68.5	89.0
3	84.5	76.0	70.5	90.0	84.5	71.0	70.5	92.0
4	87.5	70.0	70.5	93.0	86.5	73.5	71.0	87.0
5	87.5	73.0	73.5	88.0	88.0	70.5	73.5	89.0
6	87.5	76.0	73.5	91.0	88.0	76.0	73.5	95.5
7	90.5	70.0	73.5	94.0	90.0	73.0	74.5	92.5
8	90.5	73.0	76.5	93.0	91.0	76.0	77.5	90.5
9	90.5	76.0	76.5	96.0	92.5	70.5	77.5	94.5
10	93.5	71.0	79.5	94.5	93.0	73.5	78.0	98.0
11	93.5	74.0	79.5	97.5	95.5	77.0	81.5	93.5
12	93.5	77.0	82.5	96.5	96.5	72.5	82.5	99.0
13	96.5	73.5	86.5	98.0	99.0	75.5	86.5	96.5
14	101.5	74.0	90.5	98.0	100.5	72.0	90.0	100.0
15	106.5	73.5	95.5	100.5	106.0	75.0	96.0	105.0
커버율	72.04%		63.55%		78.68%		74.10%	
만족율	77.32%		72.87%		80.79%		74.00%	

6. 결 론

가장 이상적인 號數體系는 각 標準號數가 고객(將兵)이 피복을 가장 만족스럽게 착용할 수 있는 許容範圍를 만족하면서 요구되는 모든 值數를 標準號數가 전부 커버할 수 있는 것이다. 그러나 이러한 號數體系는 비용대 효과면에서는 적절하지가

못할 뿐만 아니라 고객의 다양한 趣向을 고려할 때 거의 달성하기 어려운 目標라고 할 수 있다. 더구나 전투복은 可用號數가 일정하게 제한되어 있으므로 理想的인 號數體系를 갖추기는 더욱 어렵다.

標準號數 선정에 관한 기존의 연구는 이러한 제한 속에서도 最適의 號數體系를 설정하기 위해 일반적인 최적화 기법을 이용한 여러 가지 모형들을 제시하였다. 그러나 기존의 모형들은 일반적인 최적화 기법을 적용하기 위하여 인위적인 제약조건을 선정해야 하는 短點이 있었다. 본 연구에서는 이러한 短點을 改善하기 위하여 Neural Networks의 Clustering Algorithm 중 GLVQ Algorithm을 이용하여 보다 客觀的이고 一般化된 標準號數 決定模型을 제시하였다.

본 연구에서 제시한 標準號數 선정 모형은 입력 자료의 분포 형태와 值數別 빈도수에 따라 標準號數를 선정한다. 즉, 자료간의 相互 聯關性(similarity)이 가장 높도록 전체자료를 원하는 標準號數의 數만큼 구분하여 주기 때문에 어떠한 자료를 입력시키더라도 滿足率과 커버율이 높은 標準號數의 選定이 가능하다.

실제 자료를 모형에 적용하는데 있어서도 기존 모형은 계산 소요가 많고 인위적인 제약조건을 선정해야 하는 단점이 있었으나, 본 모형은 인위적인 제약조건을 선정할 필요 없다. 또한, 계산절차가 單純하고 빠르며, 標準號數의 數를 增加, 또는 減少시키고자 할 때 별도의 계산과정 없이 初期標準號數의 數만 변화시켜주면 즉시 결과를 算出할 수 있는 이점이 있다.

韓國標準科學研究院의 장병인체 측정자료를 본 모형에 적용한 결과 기존의 연구결과 보다 커버율은 6~7%, 滿足率は 7~9%가 향상된 결과를 나타냈으며, 이 자료를 值數別 頻度數를 변경하여 적용해도 기존의 모형보다 커버율과 滿足率이 높게 나타나 기존모형보다 適用性이 뛰어난 것으로 나타났다.

그러나 본 연구는 標準號數 선정시 1992년 측정된 장병인체측정자료를 사용하여 최근 將兵들의 體格 향상을 반영하지 못하였으며, 일반적인 최적화

기법이 아닌 Neural Networks의 Clustering Algorithm을 이용하였으므로 모형의 적용 결과가 반드시 최적(optimal)이 아닐 수도 있다는 制限點이 있다.

또한 본 연구는 종전 인위적인 조작에 의한 표준 호수 선정 방법에서 현재까지 오차가 가장 적은 것으로 알려진 Neural Networks의 Clustering Algorithm을 적용하여 종전 방법 보다 좋은 결과를 얻었으나, 앞으로 여러 Clustering Algorithm을 적용하여 비교한 후 가장 좋은 방법을 찾는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] 김대수, 「신경망 이론과 응용(I,II)」, 하이테크 정보, 1994.
- [2] 민준영, 「신경망 Clustering의 성능평가」, 성균관대 박사학위 논문, 1995.
- [3] 강기정, 「신경 회로망을 이용한 영상의 Clustering Algorithm에 관한 연구」, 경희대 석사학위 논문, 1995.
- [4] 이상경, 「Neural Networks, Genetic Algorithm and Fuzzy Logic」, 국방대학원학습교재, 1997.
- [5] 김진호, 김충영, “장병인체측정자료에 의한 전투복 최적표준호수 결정에 관한 연구”, 「군사운영분석학회지」, Vol.20, No.2, 1994, pp.139-155.
- [6] 백창현, 김충영, “전투복의 최적 표준호수 결정에 관한 연구”, 「경영과학회지」, Vol.14, No.1, 1997, pp.53-66.
- [7] 박영택, 김성득, “최적표준치수 결정에 관한 연구”, *Journal of the Human Engineering Society of Korea*, Vol.11, No.1, 1992.
- [8] 한국공업규격, 「남성복의 치수」, 1990.
- [9] 한국표준과학연구원, 「將兵인체 측정 자료에 의한 군 피복류의 호수 체계 및 치수 개선」, 보고서, 1992.
- [10] Nikhil, R. Pal, James, C. Bezdek and Eric, C-T.Tsao, “Generalized Clustering Networks and Kohonen’s Self-Organizing Scheme,” *IEEE Trans on Neural Networks*, Vol.4, No.4, 1993, pp.549-557.
- [11] Burke, L.I, “Clustering Characterization of Adaptive Resonance,” *Neural Networks*, Vol. 4, 1991, pp.485-491.