

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2023.9.1.347>

JCCT 2023-1-41

## CNN 및 SVM 기반의 개인 맞춤형 피복추천 시스템: 군(軍) 장병 중심으로

### CNN and SVM-Based Personalized Clothing Recommendation System: Focused on Military Personnel

박건우\*

Park GunWoo\*

**요약** 현재 군(육군) 입대 장병은 신병훈련소에서 신체에 대한 치수 측정(자동, 수동) 및 샘플 피복을 착용해 본 후, 희망하는 치수로 피복을 지급받고 있다. 하지만, 민간 평상복보다 상대적으로 매우 세분화된 치수 체계를 적용하고 있는 군에서는 이와 같은 치수 측정 과정에서 발생하는 측정된 치수의 낮은 정확도로 인해 지급받은 피복이 제대로 맞지 않아 피복을 교체하는 빈도가 매우 빈번히 발생하고 있다. 뿐만 아니라 서구적으로 변화된 MZ 세대의 체형변화를 반영하지 않고, 10여 년 전(前)에 수집된 구세대 체형 데이터 기반의 치수 체계를 적용함으로써 재고량이 비효율적으로 관리되는 문제점이 있다. 즉, 필요한 규격의 피복은 부족하고 불필요한 규격의 피복재고는 다수 발생하고 있다. 따라서, 피복 교체빈도를 감소시키고 재고관리의 효율성을 향상하기 위해 딥러닝 기반의 신체 치수 자동측정과 빅데이터 분석 및 머신러닝 기반의 “입대 장병 개인 맞춤형 피복 자동 추천 시스템”을 제안한다.

**주요어** : 빅데이터 분석, 머신러닝, 서포트 벡터 머신, 딥러닝, 오픈포즈, 3D 모델링

**Abstract** Currently, soldiers enlisted in the military (Army) are receiving measurements (automatic, manual) of body parts and trying on sample clothing at boot training centers, and then receiving clothing in the desired size. Due to the low accuracy of the measured size during the measurement process, in the military, which uses a relatively more detailed sizing system than civilian casual clothes, the supplied clothes do not fit properly, so the frequency of changing the clothes is very frequent. In addition, there is a problem in that inventory is managed inefficiently by applying the measurement system based on the old generation body shape data collected more than a decade ago without reflecting the western-changed body type change of the MZ generation. That is, military uniforms of the necessary size are insufficient, and many unnecessary-sized military uniforms are in stock. Therefore, in order to reduce the frequency of clothing replacement and improve the efficiency of stock management, deep learning-based automatic measurement of body size, big data analysis, and machine learning-based “Personalized Combat Uniform Automatic Recommendation System for Enlisted Soldiers” is proposed.

**Key words** : Big Data, Machine Learning, SVM, Deep Learning, OpenPose, 3D Modeling

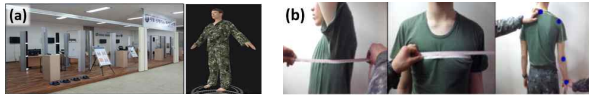
\*정회원, 국방대학교 국방과학학과 교수 (단독저자)  
접수일: 2022년 12월 27일, 수정완료일: 2023년 1월 5일  
게재확정일: 2023년 1월 9일

Received: December 27, 2022 / Revised: January 5, 2023  
Accepted: January 9, 2023

\*Corresponding Author: kndugunwoo@gmail.com  
Dept. of Defense Science, Korea National Defense Univ,  
Korea

## 1. 서론

육군은 2011년 육군 훈련소에 3D 신체 치수 측정 장비(Body Scanner)를 도입[그림 1(a)]하여 장병들의 체형에 맞는 피복 호수를 자동으로 산출함으로써 피복 교체율이 대폭 감소할 것으로 전망하였다. 하지만 3D 신체 치수 측정 장비의 ‘측정 알고리즘’과 군에서 적용하고 있는 ‘장병 신체 측정정보 데이터’의 정확도 문제로 인해 장비 운영이 잠정 중단되어, 현재는 [그림 1(b)]와 같이 수작업으로 신체의 일부 치수를 측정하고 샘플 피복을 착용해 본 후, 개인이 희망하는 치수의 피복을 지급하고 있다.



(c) 상의호칭	기본신체치수(cm)			선택번호	상의호칭	기본신체치수(cm)			선택번호
	가슴둘레	허리둘레	키			가슴둘레	허리둘레	키	
90-S(76)-168	90	S(76)	168	1	95-S(80)-178	95	S(80)	178	21
90-M(78)-168	90	M(78)	168	2	95-M(82)-178	95	M(82)	178	22
95-S(76)-168	95	S(76)	168	3	95-L(84)-178	95	L(84)	178	23
95-M(78)-168	95	M(78)	168	4	100-S(80)-178	100	S(80)	178	24
95-L(80)-168	95	L(80)	168	5	100-M(82)-178	100	M(82)	178	25
100-M(78)-168	100	M(78)	168	6	100-L(84)-178	100	L(84)	178	26
100-L(80)-168	100	L(80)	168	7	105-M(82)-178	105	M(82)	178	27
105-M(78)-168	105	M(78)	168	8	105-L(84)-178	105	L(84)	178	28
110-M(78)-168	110	M(78)	168	9	110-M(82)-178	110	M(82)	178	29
90-M(80)-173	90	M(80)	173	10	115-M(82)-178	115	M(82)	178	30
95-S(78)-173	95	S(78)	173	11	120-M(82)-178	120	M(82)	178	31
95-M(80)-173	95	M(80)	173	12	95-M(85)-185	90	M(85)	185	32
95-L(82)-173	95	L(82)	173	13	95-M(85)-185	95	M(85)	185	33
100-M(80)-173	100	M(80)	173	14	100-S(83)-185	100	S(83)	185	34
100-L(82)-173	100	L(82)	173	15	100-M(85)-185	100	M(85)	185	35
105-M(80)-173	105	M(80)	173	16	100-L(87)-185	100	L(87)	185	36
105-L(82)-173	105	L(82)	173	17	105-M(85)-185	105	M(85)	185	37
110-M(80)-173	110	M(80)	173	18	110-M(85)-185	110	M(85)	185	38
115-M(80)-173	115	M(80)	173	19	115-M(85)-185	115	M(85)	185	39
90-M(82)-178	90	M(82)	178	20	120-M(85)-185	120	M(85)	185	40
					125-M(85)-185	125	M(85)	185	41



옷사이즈	XS	S	M	L	XL	XXL
가슴둘레(CM)	85	90	95	100	105	110
가슴둘레(Chest Width)	106	111	116	121	126	
팔길이	61	63	65	67	69	
총 길이(Outer Back Length)	67	69	71	73	75	
손목둘레(Cuffs)	12	12.5	13	13.5	14	

그림 1. 신체 치수 측정 및 옷 (군복, 민간 평상복) 치수 체계  
Figure 1. Body measurement and Clothes (military uniform, civilian casual wear) size system

민간 평상복과 달리 매우 세분화 된 ‘군복 치수 체계’를 적용[그림 1(c), (d)]하고 있는 군에서 이와 같은 신체 치수 측정 방법 및 피복 지급 절차는 신체 치수에 대한 정확도와 지급된 피복에 대한 만족도가 낮아, 교체빈도가 매우 높게 발생하고 있다. 또한 입대하는 장병들의 체형은 서구화[그림 2]되었으나 10년 전의 구체형을 기반으로 정립된 치수 체계를 적용하고 있어, 불필요한 치수의 전투복은 과잉 생산되고 필요한 치수의 전투복은 적게 생산되어 군에 조달됨에 따라 치수별 수요 예측 및 효율적인 재고관리가 매우 어렵다.



그림 2. 한국인 체형변화  
Figure 2. Korean body shape changes

따라서, 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 딥러닝 기반의 입대 장병 신체 치수 자동측정과 신체 치수 정보 데이터에 대한 빅데이터 분석 및 머신러닝 기반의 “입대 장병 개인 맞춤형 피복 자동 추천 시스템”을 제안한다.

## II. 관련연구

### 1. 머신러닝(Machine Learning, ML)

ML 알고리즘은 지도학습, 비지도학습, 강화학습, 그리고 딥러닝으로 구분된다. 지도학습은 정답이 있는 데이터를 활용해 데이터를 학습시키는 것으로, 입력값(X data)이 주어지면 입력값에 대한 라벨(Label, Y data)을 주어 학습시키며 대표적인 알고리즘으로는 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM), 마르코프 모델, 회귀분석, 신경망 등이 있다. 지도학습에서 SVM이란 주어진 데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 이진 선형 분류모델로 결정경계, 즉 분류를 위한 기준선을 정의하는 모델이며 분류되지 않은 새로운 점이 나타나면 경계의 어느 쪽에 속하는지 확인하여 분류작업을 수행한다.

비지도학습은 지도학습과는 달리 정답 라벨이 없는 데이터를 비슷한 특징끼리 군집화하여 새로운 데이터에 관한 결과를 예측하는 방법이다. 비지도학습의 대표적인 종류는 클러스터링(Clustering)이 있다. 강화학습은 지도, 비지도학습과는 다른 종류의 알고리즘이다. 강화학습에서는 학습하는 시스템을 에이전트라고 부르며 환경을 관찰해서 행동을 실행하고 보상을 받는다. 시간이 지나면서 가장 큰 보상을 얻기 위해 정책이라고 부르는 최상의 전략을 스스로 학습한다. 정책은 주어진 상황에서 에이전트가 어떻게 행동해야 하는지를 판단한다.

딥러닝은 인공지능망을 기초로 하고 있으며, 사람의 신경망 원리와 구조를 모방하여 만든 기계학습 알고리즘이다. 학습모델에는 인공신경망(Artificial Neural Network,

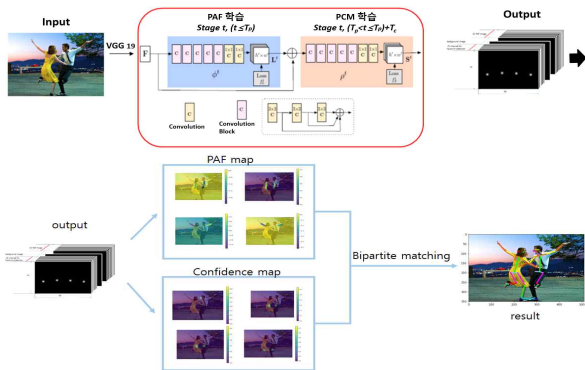
ANN), 심층신경망(Deep Neural Network, DNN), 합성곱신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 등이 있다. ANN은 네트워크를 형성한 인공뉴런(노드)이 학습을 통해, 시냅스의 결합 세기를 변화시켜 문제 해결 능력을 가지는 모델로 다수의 입력 데이터를 받는 입력층(Input), 입력층과 출력층 사이에 존재하는 은닉층(hidden layer), 데이터의 출력을 담당하는 출력층(Output)으로 구성되어있다. DNN은 ANN 기법의 단점을 해결하기 위해 모델 내 은닉층을 많이 늘려서 학습의 결과를 향상시키는 방법이다. CNN은 데이터의 '특징(feature)'을 추출하여 그 특징들이 가진 '패턴'을 파악하는 방법이다. 주로 이미지나 영상 데이터를 처리할 때 사용된다.

## 2. 오픈포즈(OpenPose)

오픈포즈는 인간 자세 예측의 한 분야로 오픈포즈의 주요 기능은 사진이나 동영상 또는 카메라 입력을 통해서 신체 부위의 특징점(keypoints) 위치를 실시간으로 추적하는 것이다. 특징점은 [그림 3]과 같이 어깨, 손목 등의 몸의 관절뿐만 아니라 손과 얼굴도 포함된다[2, 3, 9].



그림 3. 오픈포즈에서 특징점 추적[1], [4]  
 Figure 3. Keypoints tracking in the OpenPose[1], [4]



\* C = Convolution / P = Pooling / S = Confidence Map / L = Part Affinity Field

그림 4. 오픈포즈 아키텍처[1]  
 Figure 4. OpenPose Architecture[1]

오픈포즈는 딥러닝의 CNN을 기반으로 하며, 딥러닝 네트워크는 VGG-19[그림 4]를 사용한다. 오픈포즈의 작동구조는 두 가지 단계로 나누어진다[그림 4]. 첫 번째 CNN에서는 입력 이미지에서 Confidence Maps를 예측한다. Confidence Maps은 신체 부위 별로 한 장씩 존재하며, 하나의 Confidence Map은 특정 신체부위의 위치정보를 담고 있다. 두번째 CNN에서는 입력 이미지에서 Part Affinity Fields를 예측하며, 신체 부위 간 연관성 정보를 담고 있다. Part Affinity Field는 두 신체 부위 간 연결 방향(limb orientation)과 위치(location)를 각각 2D vector와 2D pixel coordinate를 통해 표현한다. 이와 같은 과정을 통해 관절이 연결된 정보를 기반으로 특징점을 식별하여 인간의 자세를 예측해 낸다.

## III. 제안하는 시스템

### 1. 시스템 모델링

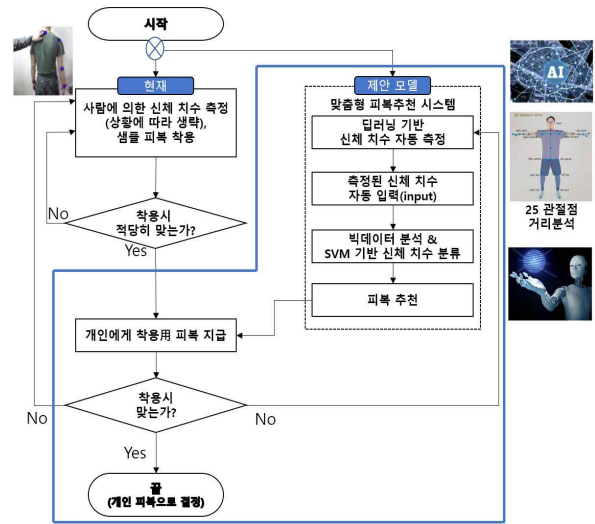


그림 5. 제안하는 시스템 모델링  
 Figure 5. Proposed system modeling

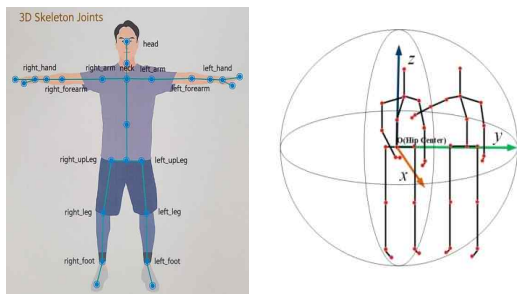
제안하는 시스템[그림 5]을 구현하기 위해 오픈포즈 API 활용과 AR 기술을 적용하였다[10, 11]. 딥러닝은 VGG-19 모델을 적용하였다[1, 5, 6]. 데이터 셋은 BODY-25를 적용하였으며 촬영된 신체 사진(25개 관절점) 데이터를 기초로 학습 데이터 셋을 구축하여 활용하였다. ML은 Contents Base Filter 방식의 SVM 알고리즘을 적용하였으며, 빅데이터 분석 및 ML은 파이썬(Python)을 이용하였다.

2. 딥러닝 기반 오픈포즈 API를 활용한 신체치수 측정  
스마트폰으로 사진을 촬영하여 이미지를 인식시킨 후, 딥러닝 모델과 학습데이터 셋을 통해 관절점을 정의한다. 관절점이 정의되면 관절의 위치와 회전을 사용하여 측정된 지점좌표를 추출하고, 추출한 값을 분석하여 신체 치수를 산정한다. 산정된 신체 치수는 제안하는 시스템에 입력(input)값으로 자동 반영된다[그림 6].

### 3. 빅데이터 분석 및 ML 기반의 피복추천

장병 체형정보 데이터와 추천되는 피복 치수와의 상관관계 분석을 통해 피복 치수에 가장 큰 영향을 미치는 체형정보를 식별한다. 식별된 체형정보는 SVM을 통해 신체 치수에 따른 피복 분류 시 더 큰 가중치를 부여함으로써 분류 및 추천 시스템의 정확도를 향상시키는 데 활용한다.

- ① 관절점 추출을 위해 VGG-19 모델 적용
- ② VGG-19 학습데이터로 Body-25 데이터 셋 활용, 머리부터 발끝까지 25개의 관절점 정의
- ③ 화면에 관절점 도시
- ④ 관절의 위치 및 회전을 사용하여 실시간으로 측정된 지점의 좌표 추출



- ⑤ 추출된 측정 결과값 분석을 통해 신체 치수 제공
  - \* 추출된 관절점의 2D 평면좌표 간 거리 계산 → 2D 평면좌표 간 거리를 실제 길이로 변환
  - \* Python의 ML을 통해 패턴 분석 및 가중치 분석 → 추출된 실제 길이와 실제 측정된 데이터와의 유사도 분석 → 신체 부위(가슴·허리 둘레 등)별 치수 제공

그림 6. 오픈포즈 API 기반 신체 치수 자동측정  
Figure 6. Automatic measurement of body size based on OpenPose API

## IV. 실험 및 결과

### 1. 모바일 웹 서비스 개발

제안하는 시스템의 효과를 검증하기 위해 모바일 웹 ‘군복 가상피팅 서비스’를 개발하였다. ‘군복 가상피팅

서비스’는 개인 모바일 폰에 설치하여 실험 평가 시 활용하였다.

1) 자동 신체측정 치수에 따른 전투복 3D 가상피팅 3D SW(MAYA2020)를 사용하여 3D 모델링을 통해 피복 추천 값을 가시화하였고, 추천된 피복은 직접 모델링 한 가상 피팅모델[그림 7]을 통해 360°회전해가며 착용한 모습을 확인할 수 있다. 가상 피팅모델은 ‘개인 맞춤형 가상 피복 착용’ 상태를 확인할 수 있도록 9개 체형을 모델링 하였다.

### 2) 인공지능과 증강현실 기술 융합

증강현실에 인공지능 기반의 ‘Facial Tracking Algorithm’을 적용하여 얼굴의 윤곽 및 곡면을 실시간으로 트래킹하고 그 결과를 스마트폰의 카메라 뷰를 통해 반영하였다. 사람마다 얼굴의 크기, 이마의 넓이 등 수치가 다른 점을 식별하기 위해 트래킹 된 가상 얼굴에서 468개의 특정 지점 간 거리를 측정하는 코드를 구현하여 적용하였으며, 측정된 얼굴 윤곽 크기의 초정밀 정확도를 보장하기 위해 소수점 이하 8자리까지 측정값을 반영하였다[그림 8].

### 2. 빅데이터 분석 및 피복추천

#### 1) 체형정보와 피복 치수 사이의 상관관계 분석

상관관계를 분석하기 위해 국방부 공공데이터 포털(DATAMND.GO.KR)에서 제공하는 ‘육군 신체측정 정보’와 현재 군에서 적용 중인 ‘피복 치수 분류표’를 사용하였다.

[그림 9]에서 나타나듯이 체형정보 중 팔길이, 어깨너비가 피복 치수에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 분석되었으며, 두 가지 요소는 SVM을 통해 신체 치수에 따른 피복 분류 시 더 큰 가중치를 부여함으로써 분류 및 추천 시스템의 정확도를 향상하는 데 활용하였다.

#### 2) SVM 기반 맞춤형 피복추천

SVM을 활용한 분류모델 학습은 오픈포즈 API에 의해 자동으로 측정되는 신체 치수 입력값(tall, arm, heart, shoulder, waist, butt, leg, head, foot)을 독립변수로, 피복 치수를 종속 변수로 설정하여 진행하였다. SVM을 통해 학습된 모델은 새로운 신체 치수 값이 입력되면 입력값에 적합한 치수의 전투복을 분류하고 추천해 준다[그림 10].

Web Design & 3D WebGL



Responsive Web Simple Design OpenGL for Web



그림 9. 체형정보와 피복 치수 사이의 상관관계 분석  
 Figure 9. Correlation Analysis Between Body Shape Information and battle dress size



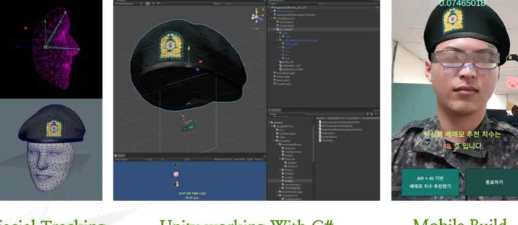
3D Modeling & Rendering



Cloth Modeling 3D texturing Arnold Rendering

그림 7. 모바일 웹 형상, 3D 가상피팅 모델 기반 군복 착용 상태 확인  
 Figure 7. Developed Mobile Web shape, 3D virtual fitting model-based military uniform wearing status check

Unity & Augmented Reality



Facial Tracking Unity working With C# Mobile Build

그림 8. 얼굴 추적 및 증강현실 융합  
 Figure 8. Facial Tracking and Augmented Reality

```

16 .....일력값.....
17 ***
18 tall=173 #키
19 arm=55 #팔길이
20 heart=105 #가슴둘레
21 shoulder=60 #어깨넓이
22 waist=80 #허리둘레
23 butt=100 #엉덩이둘레
24 leg=85 #다리길이
25 head=580 #머리둘레
26 foot=250 #발길이
27 ***
28 .....
29 ***
30 csv=pd.read_csv("recomend1.csv")
31 data=csv[["ARM", "HEART", "SHOULDER"]]
32 lable=csv["RESULT"]

IPython 7.8.0 ** An enhanced Interactive Python.

In [1]: runfile("C:/myPyCode/hello_spyder.py", wdir="C:/myPyCode")
hello spyder
전투복 상의 : [105] - [178] - M
전투복 하의 : [80] - [173] - M
베레모 : [59] 호
전투화 : [260] mm
정확률 : 0.7765151515151515
    
```

그림 10. 빅데이터 분석 및 SVM 기반 피복 사이즈 추천  
 Figure 10. Big data analysis and SVM-Based combat suit size recommendation

3) 시스템 성능 평가

제안하는 시스템의 추천결과에 대해 정확률(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-Score 4개의 평가 척도를 통해 성능 평가를 진행하였다. 또한 장병 100명을 표본으로 추출하여 교체비율과 만족도를 확인하였다[7, 8]. 표본추출 방법은 확률 표본추출(Probability Sampling) 방법 중 층화 표본추출법을 적용하였다. 확률 표본추출 방법은 모집단에 속한 모든 단위가 표본으로 선택받을 확률을 동일하게 가지고 있는 경우이며, 이 과정에서 무작위(랜덤)로 설문 대상을 추출하는 것이다. 이때, 설문 조사대상이 되는 모집단(母集團)의 편향을 최소화하기 위해, 층화 표본추출법(층화랜덤추출법)을 적용하였다.

검증에 필요한 피복류는 4종(전투복 상·하의, 전투화, 베레모)을 대상으로 평가하였으며, 검증 결과는 [표 1] 및 [그림 11]과 같다. [표 1]에 나타나듯이 제안하는 시스템의 정확률은 0.783, 재현율은 0.823, 정밀도는 0.837, F1-Score는 0.83으로, 정확률은 24.88%, 재현율과

정밀도를 반영한 결과값인 F1-Score 측면에서는 19.77% 높은 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 시스템 성능 평가

Table 1. System Performance Assessment

구분	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
제안 시스템	0.783	0.823	0.837	0.830
기준	0.627	0.673	0.715	0.693

그래프[그림 11]에서 나타나듯이 제안하는 시스템에 의해 추천된 피복의 교체비율(평균)은 23.8% 감소하였으며, 만족도(평균)는 37.13% 증가한 것을 확인할 수 있다. 다만, 전투화와 베레모에 대한 교체비율(만족도)은 큰 차이를 보이지 않았으며, 확인 결과(설문) 신발이나 모자는 직접 착용해 보는 행위만으로도 일정 수준의 정확도는 보장됨을 알 수 있었다.

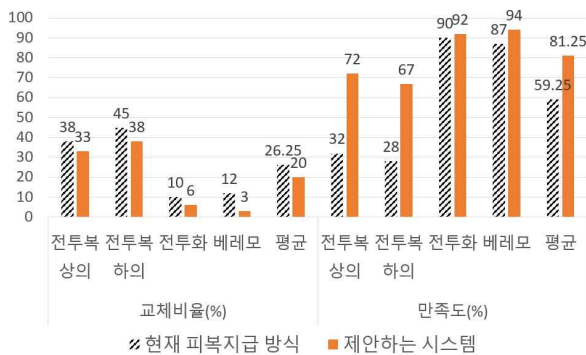


그림 11. 치수 분류 정확률, 교체비율, 만족도  
Figure 11. Size Classification Accuracy rate, Replacement rate, Satisfaction

## V. 결론

입대 장병들이 보급받은 피복류의 잦은 교체와 필요한 피복 부족 등으로 발생하는 불만을 해소하고, 더욱 효율적인 재고관리를 위해 빅데이터 분석과 인공지능을 적용한 맞춤형 피복 자동 추천 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 딥러닝을 통해 개인의 신체 치수를 측정하였고, 빅데이터 분석과정과 ML을 기반으로 신체 치수에 맞는 피복을 분류하고 개인에게 추천해줌으로써 피복 치수 분류의 정확성이 향상되었고, 그에 따른 교체비율이 감소한 것을 확인할 수 있었다.

향후에는 더 많은 모집단을 대상으로 만족도와 피복 교체 빈도수를 평가하고, 재고에 대한 소요 예측 및 이를

기반으로 한 재고관리 성과 분석 등을 통해 제안하는 시스템의 효율성과 신뢰성 검증이 필요하다. 또한, MZ 세대의 체형변화에 대한 빅데이터 구축 및 분석 등을 통해 치수 체계의 개선 소요를 식별하는 등의 다양한 향후 연구 과제가 남아있다.

## References

- [1] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, "OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields," *In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 43, No. 1, pp.172-186, Jan, 2021.
- [2] W. Chen, Z. Jiang, H. Guo, and X. Ni, "Fall Detection Based on Key Points of Human-Skeleton Using OpenPose," *Symmetry*. MDPI AG, May 5, 2020.
- [3] K. Yoon-Kyu, K. Hee-Yong, and W. Dal-Soo, "Fall Detection Based on Human Skeleton Keypoints Using GRU," *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication* Vol. 12, No. 4, pp.83-92, November 2020.
- [4] K. Woojoo, S. Jaeho, S. Daniel, H. Chunxi, and X. Shuping, "Ergonomic postural assessment using a new open-source human pose estimation technology(OpenPose)," *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol. 84(2):103164, July 2021.
- [5] K. Simonyan, and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR), *Computational and Biological Learning Society*, pp.1 - 14, April 2015.
- [6] D. Nilanjan, Z. Yu-Dong, V. Rajinikanth, R. Pugalenthi, and N. Sri Madhava Raja, "Customized VGG19 Architecture for Pneumonia Detection in Chest X-Rays," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 143, pp.67-74, March 2021.
- [7] L. SungOn, and Y. Gyuwon, "The effect of satisfaction with the educational environment on the achievement level in outreach program for coffee barista and baking," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 8, No. 6, pp.185-190, November 2022.
- [8] J. Jong Seok, J. Ha Eun, and O. Joo Hee, "Machine Learning Approach for Prediction of VOD Usage," *The Journal of the Convergence*

- on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 8, No. 5, pp.507–513, September 2022.
- [9] X. Zhou, Q. Huang, X. Sun, X. Xue, and Y. Wei, “Towards 3D human pose estimation in the wild: a weakly-supervised approach,” *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.398–407, 2017.
- [10] Y. Wei, O. Wanli, W. Xiaolong, R. Jimmy, L. Hongsheng, and W. Xiaogang, “3D human pose estimation in the wild by adversarial learning,” *The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.5255–5264, 2018.
- [11] R. A. Clark, B. F. Mentiplay, E. Hough, and Y. H. Pua, “Three-dimensional cameras and skeleton pose tracking for physical function assessment: a review of uses, validity, current developments and Kinect alternatives,” *Gait & Posture* Vol. 68, pp.193–200, February 2019.