

## 체형 판정에 대한 인공지능망의 적용

### <요약>

- 체형의 특징은 스포츠 활동의 선택과 몇몇 만성 질환의 예방에 중요함
  - 오늘날 체형 분류의 가장 일반적인 방법은 10개의 인체측정학 매개 변수를 기반으로 계산하는 히스카터 방법임
  - 또 다른 방법은 BIA(bioelectrical impedance analysis) 생체 전기 임피던스 분석이 있지만, 공식의 정확성에 문제가 있음
  - 목표: 젊은 여성의 신체 키와 몸무게에 대한 데이터와 BIA를 이용해 내배엽형 체형(세든의 체형 분류의 하나로 소화 기관이 특히 큰 것을 말함, 외관적으로만 비만 경향이 있다.)과 중배엽형 체형(근육과 골격이 발달한 체형)을 결정할 수 있는 공식을 만들기 위해 인공지능망을 적용하는 것
- 1) 본 연구를 통해 결정된 등급: 내배엽형 체형(Endo), 외배엽형 체형(Ecto, 신경과 피부 조직이 발달하여 마르고 날렵하지만 근육량이 부족한 체형), 중배엽형 체형(Meso)  
➔ 이 등급은 인공지능망과 히스카터 방법을 사용하여 결정됨
  - 2) 중요 매개 변수와 인공 신경망 출력에 미치는 영향 정도를 식별하기 위해 민감도 분석 수행

### <소개>

- Somatometry(체형분류)는 인류학에서 기본적인 연구이며, 개인의 신체 비율과 크기 측정을 포함함
  - 체형 평가는 체형 및 구성에 관련된 인체측정학적 측정을 사용하여 체격의 범주를 제공함
  - 체형은 나이가 들면서 변화하는데, 예를 들어 60세 이상의 여성의 경우 외배엽형 체형이 줄어들고 내배엽형 체형이 많아짐
- 1) 히스카터 방법: 전통적인 체지방 측정 방법을 포함함
  - 2) BIA
    - 생체 전기 임피던스 분석은 비교적 간단하고 정확한 방법으로 체성분(지방 함유, 근육량, 물)을 확립하는 측정법임
    - 스포츠, 영양학, 의학, 건강관리 분야에서 가장 흔하고 비용이 적게 드는 비침습적인 방법
    - 생물학적 조직의 전기적 특성에 기초하며 전류를 방해하는 생물학적 조직의 능력으로 정의됨
    - BIA 장치에 프로그래밍된 방정식은 성별, 나이, 키, 체중 및 인종을 고려하여 신체 구성 요소를 계산함
  - 최근 의료 및 영양 과학에서 인공지능망(ANN)의 적용이 큰 관심을 끌고 있지만, 체성분 분석에는 거의 사용되지 않았음  
➔ 따라서, 본 연구는 신체 키와 몸무게에 대한 데이터와 원시 BIA 데이터를 사용하여

내배엽형 체형 및 중배엽형 체형 등급을 결정할 수 있는 공식을 달성하기 위해 ANN을 적용하는 것을 목표로 함

#### <방법>

##### 1. 연구 설계

- 190명의 여성들이 지원했고, 임신, 모유수유, 뇌전증을 제외한 173명의 여성으로 구성함

##### 1) 인체 측정

- 피실험자의 신장은 SECA Stadiometer, 몸무게는 의료용 저울로 측정함(가벼운 의복과 신발을 신지 않고)

##### 2) 측정된 신체부위

- 높이(H)
  - 체중(BW)
  - 상완삼두근피하지방두께(TS): 상완삼두근의 피하지방 두께를 말함
  - 견갑골하의 피부두께(SuperS): Scapular(견갑)의Inferior angle(하각)의 1~2cm 밑부분을 대각선 방향(45도)으로 측정
  - 내측 종아리 가장 굵은 부위(CS): Calf(종아리)의 가장 굵은 부위의 Medial border(내측 경계선)의 중간 부위를 수직접지로 측정
  - Biepicondylar breadth of the femur(오른쪽): 무릎을 직각으로 구부린 채 앉아 대퇴골의 측면과 내측 대퇴골 사이의 가장 긴 거리 측정
  - 상부 팔 둘레(AG)
  - 종아리 둘레(CG): 종아리의 최대 둘레
- ➔ 데이터를 방정식으로 입력하여 내배엽, 중배엽, 외배엽 체형으로 계산

$$\text{Ecto} = \frac{H}{BW^{\frac{1}{3}}},$$

(내배엽 구하는 방정식)

$$\text{Endo} = -0.7182 + 0.1451 X - 0.00068 X^2 + 0.0000014 X^3,$$

where:

$$X = (TS [\text{mm}] + \text{SubsS} [\text{mm}] + \text{SuprS} [\text{mm}]) \times (170.18/H [\text{cm}]),$$

(외배엽 구하는 방정식)

$$\text{Meso} = [0.858 \text{ HB} + 0.601 \text{ FB} + 0.188 \text{ AG (corrected)} + 0.161 \text{ CG (corrected)}] - (0.131 \text{ H}) + 4.50$$

(중배엽 구하는 방정식)

##### 3) 체성분 분석

- 참가자는 최소 12시간 전 격한 신체 활동 자제
- 테스트 전 24시간 동안 카페인과 알코올 섭취 금지
- 테스트 30분 전 금식
- 소변으로 수분 상태 검사
- 개별 체성분을 평가하기 위해 5, 50, 100, 200kHz 전류 주파수에서 다중 주파수 BIA(BF-BIA)를 사용

Table 1. Group characteristic and statistical parameters of the used data.

Parameter	Unit	Statistical Parameters		
		Mean $\pm$ SD (Range)	Coefficient of Variation	Skewness Coefficient
Age	year	22.9 $\pm$ 1.70 (19–29)	0.07	0.45
Anthropometric measurement				
Body weight	kg	59.57 $\pm$ 7.80 (40–78)	0.13	0.09
Body height	cm	166.97 $\pm$ 5.91 (151–179)	0.04	–0.59
Triceps skinfold	mm	13.09 $\pm$ 4.82 (6–28)	0.37	0.96
Subscapular skinfold	mm	11.80 $\pm$ 4.77 (5–29)	0.40	1.59
Supraspinale skinfold	mm	10.64 $\pm$ 4.62 (4.5–23)	0.43	0.91
Medial calf skinfold	mm	11.87 $\pm$ 6.14 (1–35.5)	0.52	1.11
Biepicondylar breadth of the humerus	cm	6.19 $\pm$ 0.39 (5.5–7)	0.06	1.08
Biepicondylar breadth of the femur	cm	7.64 $\pm$ 0.99 (4–9)	0.13	–0.81
Upper arm girth	cm	26.39 $\pm$ 2.56 (20–33)	0.10	0.10
Calf girth	cm	35.91 $\pm$ 2.67 (30–41)	0.07	0.19
Body composition (BIA)				
FFM	%	74.12 $\pm$ 7.10 (57.5–91)	0.10	–0.36
FM	%	25.88 $\pm$ 7.10 (8.9–42.5)	0.28	0.36
TBW	%	53.01 $\pm$ 5.17 (43–73)	0.10	1.11
Reac	$\Omega$	157.56 $\pm$ 43.93 (86–282)	0.28	0.88
Res	$\Omega$	620.64 $\pm$ 116.45 (194–881)	0.19	–1.47
RMR	kcal	1546.64 $\pm$ 61.35 (1373–1719)	0.04	–0.16
Indices in used formulas				
BMI	kg/m <sup>2</sup>	21.32 $\pm$ 2.70 (16–28)	0.13	0.45
FMi = FM/H <sup>2</sup>	kg/m <sup>2</sup>	9.33 $\pm$ 2.73 (3.5–16.0)	0.30	0.47
FFMi = FFM/H <sup>2</sup>	kg/m <sup>2</sup>	16.77 $\pm$ 2.26 (14.17–25.0)	0.14	1.72

BIA—Bioelectrical Impedance Analysis, BMI—Body Mass Index, FFM—Fat Free Mass, FM—Fat Mass, TBW—Total Body Water, Reac—Reactance, Res—Resistance, RMR—Resting Metabolic Rate, H—Body height, FMi—Fat Mass Index, FFMi—Free Fat Mass Index.

➔ 체성분 분석을 통해 얻은 파라미터

## 2. 체형 모델링-인공 신경망(ANN)

- ANN 모델링은 Matlab R2018a로 수행됨
- 체형 분류 내배엽, 중배엽, 외배엽은 다층 퍼셉트론 ANN으로 예측되었음
- 본 연구에서는 173명의 사례를 121개의 샘플 훈련(70%), 26개의 샘플 검증(15%), 26개의 샘플 테스트(15%)

## 3. ANN 민감도 분석

- 중요 파라미터와 ANN 출력에 미치는 영향 정도를 식별하기 위해 민감도 분석 수행
- 이 분석은 개인 네트워크 입력 변수의 중요도를 나타내며 네트워크 오류가 독립변수의 변화에 따라 어떻게 동작하는지 확인하는 것으로 구성됨
- 각 입력 변수에 대해 평균 값을 입력하고 최종 예측 오류를 확인
- 예: 오차가 증가하지 않는다는 것은 ANN에 대해 이 변수가 유의하지 않으며 생략해도 된다는 뜻

## 4. 통계분석

- 체형 결정을 위해 BIA 기반 모델의 정확도를 비교함
- 히스카터 방법과 ANNs에 의해 결정된 체형형 사이의 불일치(오류 및 편향)의 크기 평가
- 모델의 정확도는 상관계수  $R$ ,  $RMSE$  및  $카이제곱$ 을 사용하여 측정

<모델링 결과 전체 표>

Table 2. Results of statistical analyses on the modelling of somatotypes and sensitivity analysis

Somatotype and ANN Form	Statistics	ANN	Fat free mass		Omitted Parameter		(기초대사량) 체수분율	
			BMI	FFM	Res	Reac	RMR	TBW
MLP 6-5-1								
Endo	R	0.9350	0.8271	0.9136	0.8335	0.7820	0.8672	0.9275
	RMSE	0.4529	0.7144	0.5340	0.7077	0.8379	0.6558	0.5128
	$\chi^2$	0.4764	1.1854	0.6622	1.1633	1.6305	0.9988	0.6107
Meso	R	0.8909	-0.1128	0.7981	0.7715	0.8572	0.8195	0.5187
	RMSE	0.6063	1.5257	1.0626	0.8620	0.7013	0.7734	1.2268
	$\chi^2$	0.8536	5.4063	2.6222	1.7259	1.1421	1.3894	3.4957
MLP 6-4-3								
Endo, Ecto, and Meso	R	0.9060	0.1554	0.8751	0.7742	0.8928	0.8795	0.8967
	RMSE	0.5906	1.5158	0.7095	0.8997	0.6287	0.6628	0.6334
	$\chi^2$	0.4257	2.8039	0.6143	0.9878	0.4824	0.5361	0.4895
Endo	R	0.8860	-0.3453	0.8705	0.4759	0.8607	0.8717	0.8796
	RMSE	0.5886	1.9957	0.8216	1.2928	0.6483	0.6221	0.6379
	$\chi^2$	0.7558	8.6900	1.4729	3.6465	0.9170	0.8443	0.8879
Ecto	R	0.9463	0.8377	0.9404	0.9381	0.9454	0.9120	0.9447
	RMSE	0.4809	1.0731	0.5577	0.5159	0.4896	0.6102	0.5106
	$\chi^2$	0.5046	2.5123	0.6786	0.5807	0.5231	0.8124	0.5687
Meso	R	0.8597	0.1987	0.8472	0.8535	0.8412	0.8290	0.8442
	RMSE	0.6846	1.3261	0.72402	0.7006	0.7252	0.7473	0.7320
	$\chi^2$	1.0227	3.8368	1.1436	1.0710	1.1474	1.2185	1.1690
MLP 4-4-1								
Endo	R	0.8687	0.4680	-	0.7178	0.7926	0.8366	-
	RMSE	0.6562	1.1365	-	0.9502	0.8898	0.7361	-
	$\chi^2$	0.6596	1.9787	-	1.3830	1.2128	0.8298	-
Meso	R	0.8293	0.6050	0.5464	0.8066	-	-	0.7535
	RMSE	0.7546	1.0929	1.1304	0.8250	-	-	1.1365
	$\chi^2$	0.8723	1.8298	1.9574	1.0426	-	-	1.9787
MLP 2-4-3								
Endo, Ecto, and Meso	R	0.8796	0.2569	-	0.8314	-	-	-
	RMSE	0.6703	1.3463	-	0.7745	-	-	-
	$\chi^2$	0.5135	2.0715	-	0.6855	-	-	-
Endo	R	0.8777	0.2924	-	0.7316	-	-	-
	RMSE	0.6091	1.2550	-	0.8637	-	-	-
	$\chi^2$	0.5937	2.5200	-	1.1936	-	-	-
Ecto	R	0.9092	0.0436	-	0.9078	-	-	-
	RMSE	0.6195	1.4715	-	0.6230	-	-	-
	$\chi^2$	0.6140	3.4644	-	0.6211	-	-	-
Meso	R	0.8165	0.2323	-	0.7918	-	-	-
	RMSE	0.7702	1.3029	-	0.8157	-	-	-
	$\chi^2$	0.9492	2.7160	-	1.0645	-	-	-

BMI—Body Mass Index, FFM—Fat Free Mass, Res—Resistance, Reac—Reactance, RMR—Resting Metabolic Rate, TBW—Total Body Water, MLP—Multilayer Perceptron, Endo—endomorphism, Ecto—ectomorphism, Meso—mesomorphism, R—correlation coefficient, RMSE—root mean square error,  $\chi^2$ —reduced chi-square.

<표 보는 법>

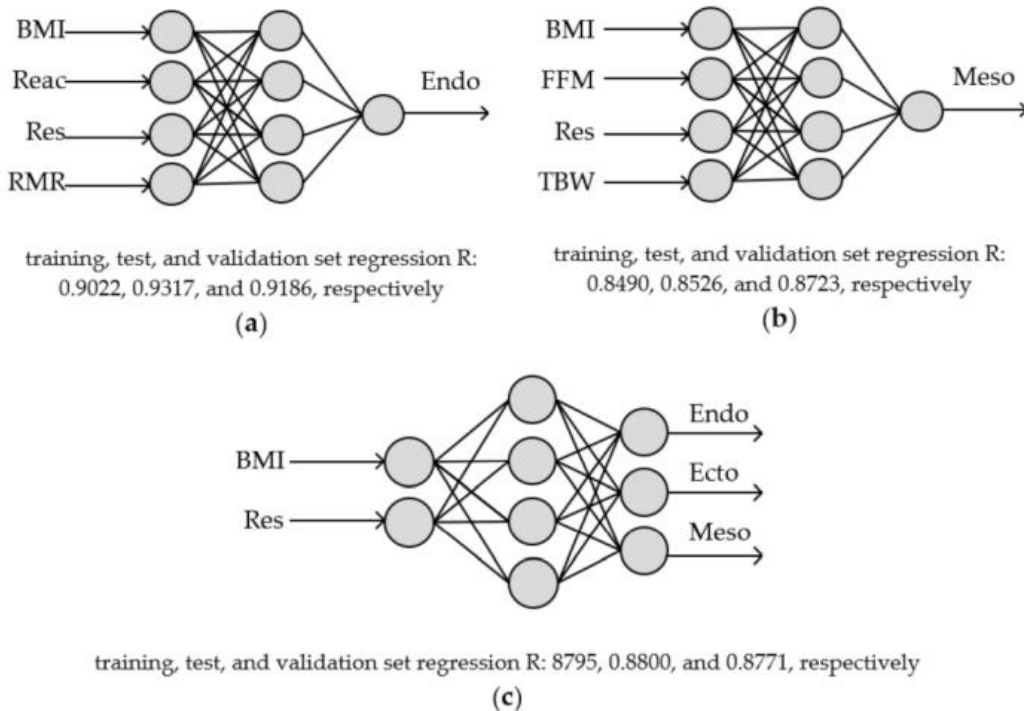
- 체형형을 결정하기 위해 ANNs이 선택되었고 이 네트워크들은 숨겨진 계층이 있음
- ✓ MLP 6-5-1은 내배엽, 중배엽, 외배엽 체형을 결정하는 데 사용되었고,
- ✓ MLP 6-4-3은 세가지 체형형을 동시에 결정하는 데 사용
- ANN 민감도 분석 결과 중 MLP 6-5-1의 Endo(내배엽)을 보는 경우,
  - 1) TBW (가장 큰 R = 0.93)가 가장 낮은 오류를 보였다. (RMSE = 0.51, 카이제곱 = 0.61)
  - 2) FFM(R = 0.91, RMSE = 0.53, 카이제곱 = 0.66)은 다음과 같은 순서로 가장 낮은 영향을 미친다.
  - 3) Reac(가장 작은 R = 0.78, 가장 큰 오차: RMSE = 0.84, 카이제곱 = 1.63), BMI, Res 및 RMR이 내배엽 타입에 가장 큰 영향을 미친다.
  - 4) Reac(가장 큰 R = 0.86, 가장 낮은 오차: RMSE = 0.70, 카이제곱 = 1.14)와 RMR(R = 0.82, RMSE = 0.77, 카이제곱 = 1.39)이 가장 낮은 영향을 미치는 반면, 차례로 BMI(R

= -0.11, 최대 오차: RMSE = 1.53, 카이제곱: 5.11), TBW, FFM, Res는 중배엽 타입에 가장 큰 영향을 미친다.

➔ 본 연구는 ANN 기반 공식과 히스카터 방법 사이에 매우 좋은 일치율을 보여줌

➔ BIA 결과를 바탕으로 ANN을 이용한 체형 계산 가능성을 보여준다.

- ANN 민감도 분석 결과를 고려하고 출력층에 선형 활성화 함수를 적용한 후 체형 결정을 위해 다음과 같은 직선 신경망을 얻음



➔ 본 연구의 한계점

- 1) 다중 주파수 BIA에 적용되며 다른 장치에서는 다를 수 있음(다양한 알고리즘 기반 BIA 제조 업체가 다양하기 때문)
- 2) 본 연구의 결과는 젊은 여성들을 대상으로 하기 때문에 일반화 오류 발생 가능

➔ 본 연구의 강점

- 1) 본 연구에 적용된 신경망은 비선형 시스템으로 앞서 언급한 BIA 기반 공식과 같은 기존 선형 모델 방법보다 데이터를 더 잘 분류 가능
- 2) 이러한 유형의 기술은 방대한 양의 데이터를 처리하고 다른 방법으로 얻은 정보 간 새로운 상관관계를 제안하며 보다 정확한 진단과 개인화된 치료가 가능해짐

#### <결론>

- 본 연구의 결과는 젊은 여성의 내배엽형 체형과 중배엽형 체형을 예측하는 데 ANN 기반 모델의 성공적인 적용을 나타낸다.
- 히스카터 방법과 비교하여 BIA 측정은 연구자와 피실험자 사이의 물리적 접촉을 덜 필요로 하기 때문에 심리적 편안함이 증가한다.