

**A.K. SAGHATELYAN, A.H. HAMAZASPYAN, A.G. KAMALYAN**  
**PROCESSING AND HARDWARE IMPLEMENTATION OF DEVICES**  
**FORMING INTERNAL REGISTERS OF SUPERSCALAR PROCESSOR**

The issues of hardware implementation of devices forming Tag the internal registers of a superscalar processor have been studied. Structural processing of the blocks forming Tag the internal registers of superscalar processors is carried out, in particular, the block diagrams of devices that form the general-purpose, control, and status registers, that is, those internal registers whose operation is also organized by hardware. Schemes of the designed devices have been developed, performance and hardware costs in terms of FPGA resources have been assessed.

**Keywords:** superscalar processors, processor internal registers, device schematic, hardware implementation, FPGA resources.

ՀՏԴ 681.3

**Լ.Կ. ԱՆԴՐԵԱՍՅԱՆ**

**ՄՇՏԱԴԻՏԱՐԿՎՈՂ ՏՎՅԱԼՆԵՐԻ ՀԻՄԱՆ ՎՐԱ ԱՆՀԱՏԻ**  
**ԻՆՔՆԱԶԳՎԱՑՈՂՈՒԹՅԱՆ ԳՆԱՀԱՏՄԱՆ ՄԵԹՈԴԸ**

Իրականացվել են անհատի ինքնազգացողության գնահատման համար վերահսկվող ու չվերահսկվող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներով խելացի ժամացույցի միջոցով հավաքված իրական տվյալների վերլուծում, ըստ առողջական վիճակի՝ խմբավորում և երկչափ արքիմեդյան կոպուլա ֆունկցիաների կիրառմամբ՝ խմբավորված տվյալներից ընտրված ցուցանիշների միջև կախվածության գնահատում:

**Առանցքային բառեր.** Ֆիտնես տվյալներ, վերահսկվող և չվերահսկվող մեքենայական ուսուցում, երկչափ արքիմեդյան կոպուլա ֆունկցիաներ:

**Ներածություն:** Ֆիտնես (Fitbit) կրիչների օգտագործումը հնարավորություն է տալիս անհատներին հավաքել առողջության, կենսակերպի և ֆիզիկական ակտիվության վերաբերյալ բազմաթիվ տվյալներ, ինչպիսիք են սրտի զարկը, թթվածնով հագեցվածությունը, քնի տևողությունը, մարմնի ջերմաստիճանը և այլն [1]: Թեև այդ մշտադիտարկման արդյունքների հիման վրա կարելի է տեղեկատվություն ստանալ անհատի առողջության վերաբերյալ, սակայն դրանք բավարար պատկերացում չեն տալիս տարբեր ցուցանիշների միջև փոխկապակցվածության մասին՝ այս կամ այն ցուցանիշի ազդեցությունը որոշելու համար: Կախվածության աստիճանը գնահատելու համար օգտագործվել են երկչափ արքիմեդյան կապակցվածության ֆունկցիաները՝ կոպուլաները [2]:

**Խնդրի դրվածքը:** Վերլուծել անհատի՝ խելացի ժամացույցի միջոցով հավաքված տվյալները, կիրառել վերահսկվող և չվերահսկվող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներ՝ խմբավորելու համար անհատի առողջական վիճակն ըստ հետևյալ ցուցանիշերի՝ գերազանց զգացողություն, գերհոգնածություն ու հիվանդություն, և գնահատել ընտրված ցուցանիշների միջև կախվածության աստիճանը:

**Տվյալները:** Խելացի ժամացույցի միջոցով 2019-2022թթ. հավաքված անհատի իրական տվյալներն ընդգրկում են հետևյալ ցուցանիշերը.

- Fitbit GPS տվյալները – անհատի քայլերի քանակը, անցած հեռավորությունը, ակտիվ և ոչ ակտիվ ժամանակները, սրտի ռիթմը:

- Ֆիզիկական վարժությունների պատմությունը, վարժությունների տեղեկամատյանները: Տեղեկամատյաններ սննդի, խմած ջրի քանակության, քաշի վերաբերյալ:

- Առողջության ցուցանիշներ SpO2 արթուն և քնած ժամանակ, թթվածնի գնահատված տատանումները, մաշկի ջերմաստիճանը, շնչառության ռիթմը:

- Քնած և արթուն ժամանակները, արթնանալու դեպքերի քանակը, անկողնում անցկացրած ժամանակի քանակը, քնի յուրաքանչյուր փուլում անցկացրած ժամանակը: Ծանուցումներ սրտի զարկերի և անկանոն ռիթմի վերաբերյալ:

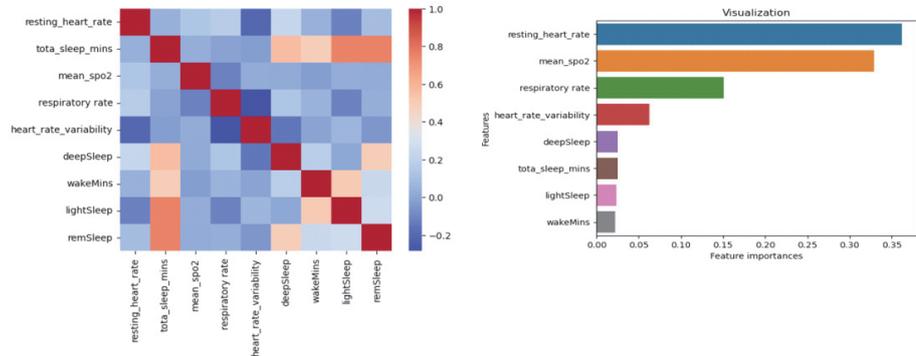
- Անհատի անձնական տվյալները՝ սեռը - արական, ծննդյան ամսաթիվը՝ 1997, հասակը՝ 177 սմ: Սթրեսը և ցրվածությունը:

Ինքնազգացողության գնահատման համար իրական տվյալների հավաքածուից առանձնացվել են հետևյալ հատկանիշները՝ `resting_heart_rate` – հանգիստ վիճակում սրտի ռիթմը, `mean_spo2` – արյան մեջ թթվածնի միջին հագեցածությունը, `Heart_rate_variability` – սրտի ռիթմի փոփոխականությունը, `respiratory rate` – քնի ընթացքում շնչառության ռիթմը, `tota_sleep_mins` – քնի ընդհանուր տևողությունը, `deepSleep` – խոր քնի փուլը, `wakeMins` - արթուն/անհանգիստ ժամանակները, `lightSleep` - թեթև քնի փուլը, `remSleep` – աչքերի արագ շարժումների/երազների փուլը (Նկ. 1):

date	dateyyymmdd	resting_heart_rate	mean_spo2	heart_rate_variability	respiratory rate	tota_sleep_mins	deepSleep	wakeMins	lightSleep	remSleep	
0	43552	3/28/2019	76.500000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
1	43553	3/29/2019	70.806197	NaN	NaN	NaN	450.0	36.0	59.0	303.0	111.0
2	43554	3/30/2019	70.657539	NaN	NaN	NaN	495.0	96.0	68.0	293.0	106.0
3	43555	3/31/2019	70.133555	NaN	NaN	NaN	522.0	57.0	101.0	347.0	118.0
4	43556	4/1/2019	69.742448	NaN	NaN	NaN	396.0	42.0	84.0	292.0	62.0

Նկ. 1. Տվյալների հավաքածուի առաջին 5 տողերը

Նկ. 1-ից երևում է, որ `Heart_rate_variability` և `respiratory rate` դաշտերն ունեն բացակա տվյալներ, դրանք փոխարինվել են միջին արժեքով: Նկ. 2-ում պատկերված են այդ տվյալների միջև կորելյացիաները և Random Forest (RF) ալգորիթմի աշխատանքի արդյունքում ստացված կարևոր հատկանիշերը [3]:



Նկ. 2. Տվյալների կորելյացիան և կարևոր հարկանիշները

Ըստ կորելյացիոն մատրիցի՝ heart\_rate\_variability-ին բացասական հարաբերակցություն ունի resting\_heart\_rate և respiratory rate տվյալների հետ, իսկ lightSleep-ը remSleep-ի հետ ունի դրական հարաբերակցություն: RF վերահսկող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմով ստացվել են վիճակի գնահատման համար առավել կարևոր հետևյալ հայտանիշերը՝ հանգիստ վիճակում սրտի ռիթմը, արյան մեջ թթվածնի հագեցածությունը, քնի ընթացքում շնչառության ռիթմը և սրտի աշխատանքի փոփոխականությունը:

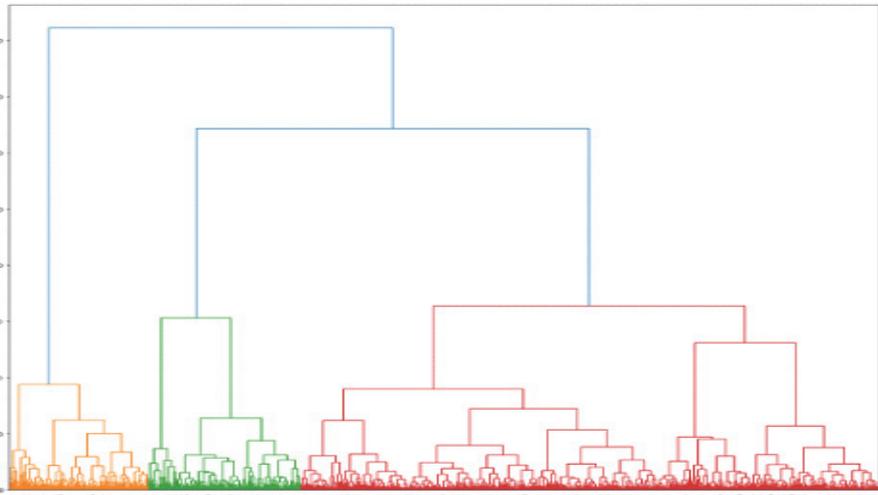
Ըստ ընտրված տվյալների խմբավորումը կատարելու համար կիրարկվել են չվերահսկվող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներից հետևյալները՝ K-means, Agglomerative Hierarchical, Affinity և Spectral Clustering: Վերոհիշյալ չվերահսկվող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներով խմբավորման որակի գնահատման համար օգտագործվել են Adjusted Mutual Information (AMI), V-measure և Silhouette մետրիկաները [4-6]: AMI և V-measure արժեքները պատկանում են [0,1] միջակայքին, և մեկին մոտ արժեքները ցույց են տալիս առավել ճշգրիտ խմբավորում, իսկ Silhouette-ինը՝ [-1,1], -1-ին մոտ արժեքները վատ խմբավորումն է, 0-ին մոտ արժեքները՝ խմբերը հատվում են, իսկ 1-ին մոտիկները հստակ խմբավորումն է (աղ.1):

Աղյուսակ 1

Խմբավորման որակի մետրիկաները

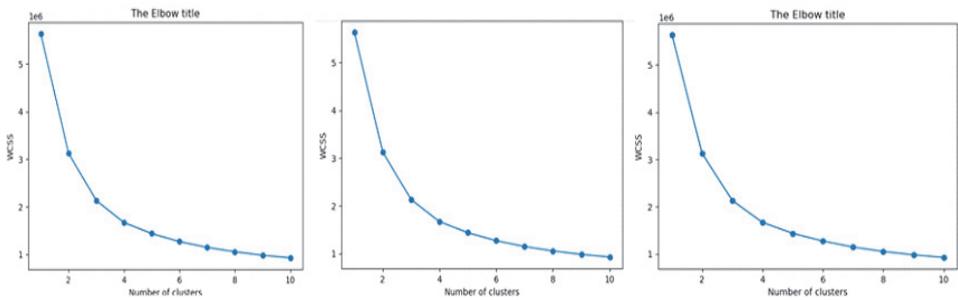
	AMI	V-measure	Silhouette
K-means	0.6577	0.5077	0.2219
Spectral	0.3692	0.4976	0.2174
HCA(Agglomerative)	0.8551	0.5059	0.1586
Affinity	0.1373	0.4859	0.1575

Ելնելով վերոհիշյալ աղյուսակում ներկայացված խմբավորման որակի մետրիկաներից՝ ընտրվել են K-means և Hierarchical Clustering (Agglomerative - HCA) ալգորիթմները: Ըստ HCA ալգորիթմի՝ կլաստերների հիերարխիան մշակվում է ծառի տեսքով, որը հայտնի է դենդրոգրամ անվամբ [4, 6]: Ալգորիթմում երկու կլաստերների միջև հեռավորությունը հաշվարկելու համար օգտագործվել է Ward linkage մեթոդը: Ալգորիթմի աշխատանքի արդյունքում ստացվել է դենդրոգրամ, որում պատկերված են երեք խմբեր ըստ անհատի ինքնագագացողության ցուցանիշների՝ գերազանց զգացողություն (կարմիր), գերհոգնածություն (կանաչ), վատառողջ վիճակ (նարնջագույն) (նկ.3):



Նկ. 3. Ֆիզիկես տվյալների դենդրոգրամը

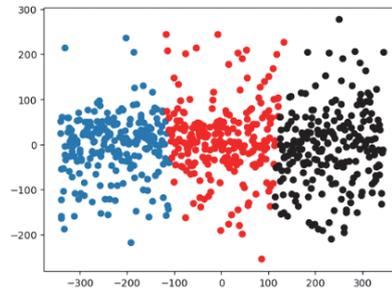
K-means ալգորիթմով ընտրվել է կլաստերների այն քանակը, որոնցում կլաստերի ներսում քառակուսիների գումարի փոփոխությունը՝ WCSS-ն, սկսում է հավասարվել (նկ.4) [4]:



Նկ. 4. Կլաստերների քանակի որոշումը

K-means ալգորիթմի կիրառման արդյունքում ստացվել են երեք խմբեր՝ 0, 1, 2, որոնք արտահայտում են գերազանց, գերհոգնած և վատառողջ վիճակները (նկ.5): Ալգորիթմի ճշտությունը ստացվել է 0,93:

	resting_heart_rate	mean_spo2	heart_rate_variability	respiratory_rate	tota_sleep_mins	deepSleep	wakeMins	lightSleep	Target
601	74.436795	96.7	58.455	14.2	429.0	72.0	76.0	267.0	0
602	74.548762	95.7	50.515	14.2	422.0	93.0	52.0	229.0	0
603	76.661914	95.8	37.993	14.0	405.0	94.0	52.0	214.0	0
604	78.930164	96.1	15.758	14.0	507.0	132.0	72.0	261.0	1
605	77.592887	95.1	58.156	14.2	464.0	67.0	56.0	280.0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1318	70.246090	95.8	40.458	14.8	475.0	109.0	63.0	234.0	1
1319	72.058997	96.5	24.877	15.2	462.0	107.0	57.0	229.0	0
1320	72.083179	96.5	49.044	14.4	509.0	85.0	75.0	282.0	1
1321	72.097103	94.9	34.780	13.2	410.0	73.0	63.0	250.0	0
1322	71.595269	95.2	49.137	14.4	440.0	64.0	84.0	279.0	0



Նկ. 5. Երեք կլաստերների դեպքում Target = 0, 1, 2

Սրտի ռիթմի ( $u_1$ ), սրտի աշխատանքի փոփոխականության ( $u_2$ ), շնչառության ռիթմի ( $u_3$ ) միջև կախվածությունը գնահատելու համար կիրառվել են արքիմեդյան ընտանիքի դասին պատկանող Gumbel, Clayton, Frank կոպուլա ֆունկցիաները, որոնք ներկայացվում են հետևյալ բանաձևով [7, 8].

$$C(u_1, \dots, u_d; \theta) = \psi^{[-1]}(\psi(u_1; \theta) + \dots + \psi(u_d; \theta); \theta), \quad (1)$$

որտեղ  $\psi$ -ն գեներատոր ֆունկցիան է,  $\psi^{[-1]}$ -ը՝  $\psi$ -ի ինվերս գեներատորը, իսկ  $\theta \in \Theta$ -ն՝ պարամետրերի բազմությունը [7]: Հաշվարկվել է կոպուլայի  $\theta$  արժեքը թվային առավել ճշմարտանմանության (MLE - maximum likelihood estimation) մեթոդով (2), և դրա հիման վրա կատարվել է գնահատում.

$$L(x, y, \theta) = \sum_{i \in [1, n]} f(x_i, y_i, \theta), \quad (2)$$

որտեղ  $f$ -ը հավանականության խտության ֆունկցիան է  $n$ -չափանի ընտրանքի համար [8]:  $\theta$ -ի դրական արժեքը ներկայացնում է դրական, իսկ բացասական  $\theta$ -ն՝ բացասական կախվածություն: Արքիմեդյան կոպուլա ֆունկցիաների միջոցով ընտրված հայտանիշերի համար հաշվարկվել են յուրաքանչյուր փոփոխականի հավանականության բաշխման համատեղ և մարգինալ հավանականությունները:

Աղ.2-ում ներկայացված արդյունքներից երևում է, որ կախվածության լավագույն ցուցանիշը Frank արքիմեդյան կոպուլա ֆունկցիայինն է, ուստի այդ ֆունկցիայի համար հաշվարկվել են սրտի ռիթմի ու աշխատանքի փոփոխականության և շնչառության ռիթմի միջև կախվածության Kendall's-ի, Spearman's, Pearson's գործակիցների և  $\theta$  պարամետրի արդյունքները (աղ. 3):

Աղյուսակ 2

*Gumbel, Clayton, Frank կոպուլա ֆունկցիաների  $\theta$  պարամետրի արդյունքները*

$\theta$	Gumbel	Clayton	Frank
$C(u_1, u_2)$	-0.864	-0.270	<b>-1.435</b>
$C(u_1, u_3)$	1.097	0.196	<b>1.807</b>
$C(u_2, u_3)$	0.007	0.015	<b>0.068</b>

Աղյուսակ 3

*Frank ֆունկցիայի Kendall's-ի, Spearman-ի, Pearson-ի գործակիցների արդյունքները*

Frank	Kendall's $\tau$	Spearman	Pearson
$C(u_1, u_2)$	-0.156	-0.228	-0.196
$C(u_1, u_3)$	0.089	0.130	0.124
$C(u_2, u_3)$	0.075	0.009	0.011

Վերոհիշյալ արդյունքները ցույց են տալիս, որ սրտի ռիթմը հանգիստ վիճակում բացասական կախվածություն ունի սրտի աշխատանքի փոփոխականությունից և դրական՝ շնչառության ռիթմից, իսկ սրտի աշխատանքի փոփոխականությունը դրական կախվածություն ունի շնչառության ռիթմից:

**Եզրակացություն:** Անհատի իրական տվյալների մշակման համար նախապատրաստման անհրաժեշտ գործառույթներն իրականացնելուց հետո RF վերահսկվող մեքենայական ուսուցման ալգորիթմի միջոցով ընտրվել են հանգստի վիճակում սրտի ու շնչառության ռիթմի, սրտի աշխատանքի փոփոխականության ու արյան մեջ թթվածնի պարունակության արժեքները որպես ինքնազգացողության գնահատման համար կարևոր հատկանիշներ: Չվերահսկվող՝ HCA և K-means մեքենայական ուսուցման ալգորիթմների միջոցով առանձնացվել են երեք խմբեր, որոնք ձևավորվել են ըստ անհատի գերազանց զգացողության, գերհոգնած ու վատառողջ վիճակների: Ըստ արքիմեդյան Frank կոպուլա ֆունկցիայի՝ գնահատվել է կախվածությունը հանգիստ վիճակում սրտի ռիթմից, սրտի աշխատանքի փոփոխականությունից և շնչառության ռիթմից:

Ծրագրային փաթեթն իրականացվել է python լեզվով, օգտագործվել են pandas, matplotlib, sklearn և dask գրադարանները:

## ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. **Avialable:** <https://www.fitbit.com/global/us/technology>.
2. **Nelson R.** An Introduction to Copulas. -Springer-Verlag New York, Inc. -1999.
3. **Witten I.H., Frank E.** Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. - Morgan Kaufmann, San Francisco, 2011. – 558p.
4. **Li Y., Yongho J.** Random forests and adaptive nearest neighbors: Technical Report No. 1055. -University of Wisconsin, 2002.
5. **Sebastian R., Mirjalini V.** Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2.- 3rd Edition, 2019.
6. **Müller A., Guido S.** Introduction to Machine Learning with Python // O'Reilly: Journal Publications. - 2016. -P. 133-213.
7. **Ziener D.** Archimedean Copulas. -Institute of Stochastics, 2021.
8. **Andreasyan L.** Method for assessing the risk of development of diseases complications with metabolic syndrome based on cumulative distribution function // ISSN 0002-306X. Proc. of the RA NAS and NPUA. Ser. of Tech. Sci.- 2023. -V. 76, N 2. -P. 210-221. <https://arar.sci.am/dlibra/publication/396129>

**Ջ.Կ. ԱՆԴՐԵԱՏՅԱՆ**

### **ՄԵԹՈԴ ՕՇԵՆՔԻ ՏԱՄՈՇՎՄՎՅԱԿ ԼԻՇՆՈՒՄԻ ՆԱ ՕՍՈՎԵ ՓԻՏՆԵՏ-ԴԱՆՆԻՅ**

Դ՛լ՛յ Օ՛շԵՆՔԻ ՏԱՄՈՇՎՄՎՅԱԿ Ի Մ՛ՐՈՒՄԻՐՈՎՔԻ ՍՈՍՏՈՅԱՆՈՒ ՋՐՈՎՅԱԿ ՍՐՈՎԵԴ ՆԱԼԻԶ ՐԵԱԿՆԻ ԴԱՆՆԻ, ՏՐԱԿՆԻՅ ԱՄՆԻՅ ՄԱՍԻՆԻ ՏԱՍԻՄՈՒՅ ԿՈՆՏՐՈԼԻՐՈՒԵՄԻ Ի ՆԵՔՆՏՐՈԼԻՐՈՒԵՄԻ ԱԼԳՐԻՏՄՈՎ ՄԱՍԻՆՈՒ ՕՒՇՈՒՆԻ, Ի ՕՇԵՆՔԱ ՎԱՅԻՄՈՒՄԸ ՄԵՋՈՒ ՎԱՅՆԻՅ ՍՈՂԱՏԵԼՅԱՆԻ, ՎՅԻՐԱՆՆԻՅ ԻԶ ԳՐՈՒՄԻՐՈՎԱՆՆԻ ԴԱՆՆԻ Տ ՍՈՄՈՒՅ ԴՒՄԵՐՆԻՅ ԱՐՅԻՄԵԴՈՎԻ ՓՈՒՆԿԻՅ ԿՈՍՄՈՒԼՅԱԿՆԻ:

**ԿԼՈՒԵՎԻ ՏՐՈՎԱ:** փիտնԵՏ-ԴԱՆՆԻ, կոնտրոլԻրՈՒԵՄՈՒ Ի ՆԵՔՆՏՐՈԼԻՐՈՒԵՄՈՒ ՄԱՍԻՆՈՒ ՕՒՇՈՒՆ, ԴՒՄԵՐՆԻՅ ԱՐՅԻՄԵԴՈՎԻ ՓՈՒՆԿԻՅ ԿՈՍՄՈՒԼՅԱԿՆԻ:

**L.K. ANDREASYAN**

### **A METHOD FOR ASSESSING PERSONAL WELL-BEING BASED ON FITNESS DATA**

To assess the well-being of an individual and grouping according to health status, an analysis of the real data collected by smart watches using supervised and unsupervised machine learning algorithms is carried out and the dependence between important indicators selected from the grouping data using bivariate Archimedean copula functions is assessed.

**Keywords:** fitness data, supervised and unsupervised machine learning, bivariate Archimedean copula functions.