ВАРИАБИЛНОСТ НА СЪРДЕЧНАТА ЧЕСТОТА – ФИЗИОЛОГИЧЕН ИНДИКАТОР ПРИ ОЦЕНКА НА ОПЕРАТОРСКАТА ЕФЕКТИВНОСТ В ЕКСТРЕМНИ УСЛОВИЯ

Ара Хачмериян

Институт за космически изследвания и технологии – Българска академия на науките
e-mail: arahachmeriyan@gmail.com

Ключови думи: *вариабилност на сърдечната честота, операторска ефективност, екстремни условия, стрес, изкуствен интелект, семантични модели*

Резюме: *Сложността на съвременните системи налага обективна оценка на функционалното състояние на операторите, работещи в екстремни условия. Вариабилността на сърдечната честота (ВСЧ) е неинвазивен показател на автономната регулация, който може да се регистрира в реално време. В статията са обобщени данни от научни публикации за промените във ВСЧ при екстремни условия (космически полет, полет на пилоти, хипоксия и високо когнитивно натоварване), както и възможностите за приложение на изкуствен интелект. Установено е, че при повишено натоварване и стрес показателите обикновено се изместват към намалена вариабилност и симпатиково преобладаване, че при пилоти по-високите стойности на SDNN и RMSSD са свързани с по-добро изпълнение, а при микрогравитация се променят предимно бавните компоненти на сигнала. Моделите на машинно обучение постигат двукласова точност над 90%, но обобщаемостта им е ограничена. Предложена е концептуална архитектура на семантичен модел с контекст, който съчетава онтология, машинно обучение и езиков модел за интерпретация на данните. ВСЧ е ценен компонент на комплексна система от индикатори, но не е достатъчен самостоятелен критерий за операторска ефективност.*

HEART RATE VARIABILITY – A PHYSIOLOGICAL INDICATOR FOR ASSESSING OPERATOR PERFORMANCE IN EXTREME ENVIRONMENTS

Ara Hachmeriyan

Space Research and Technology Institute – Bulgarian Academy of Sciences
e-mail: arahachmeriyan@gmail.com

Keywords: *heart rate variability, operator performance, extreme environments, stress, artificial intelligence, semantic models.*

Abstract: *The growing complexity of modern systems calls for an objective assessment of the functional state of operators working in extreme environments. Heart rate variability (HRV) is a non-invasive indicator of autonomic regulation that can be recorded in real time. This paper reviews published data on HRV changes under extreme conditions (spaceflight, pilot flight, hypoxia, and high cognitive workload), as well as the potential applications of artificial intelligence. The review shows that increased workload and stress are typically associated with reduced variability and sympathetic predominance, that in pilots higher SDNN and RMSSD values are associated with better performance, and that microgravity mainly alters the slow components of the signal. Machine learning models achieve binary classification accuracy above 90%, but their generalizability remains limited. A conceptual architecture for a context-aware semantic model is proposed, combining an ontology, machine learning, and a language model for data interpretation. HRV is a valuable component of a comprehensive system of indicators, but on its own is not a sufficient criterion for operator performance.*

Увод

Сложността на съвременните технически системи непрекъснато нараства, като контролът и управлението им се концентрират върху реакциите на един оператор или на група оператори. Когато работата се извършва в екстремни условия – космически полет, високо-маневрена авиация, хипоксия, изолация, топлинен или студов стрес – човешката грешка

може да застраши не само оператора, но и голям брой хора. Това налага непрекъснато усъвършенстване на методите за психофизиологична оценка чрез въвеждане на нови и утвърдени показатели за състоянието на индивида, които могат да се регистрират обективно, неинвазивно и в реално време [1].

Един от най-често използваните показатели е вариабилността на сърдечната честота (ВСЧ), която отразява колебанията на интервалите между последователни сърдечни съкращения. Тя е резултат от взаимодействието между симпатиковата и парасимпатиковата част на вегетативната нервна система и от регулаторните въздействия на по-високите нива на централната нервна система върху синусовия възел. Методиката за измерване, физиологичната интерпретация и клиничното приложение на този показател са стандартизирани в становището на работна група на Европейското кардиологично дружество (ЕКД) и Северноамериканското дружество по стимулация и електрофизиология (NASPE) [2]. Оттогава ВСЧ е предмет на голям брой изследвания във връзка със стреса [3], когнитивното натоварване [4] и умората на оператори.

Прегледът на научната литература показва, че резултатите не са еднозначни. Систематичен преглед на 29 рецензирани публикации за оценка на умственото натоварване на пилоти чрез ВСЧ констатира значителна разнородност между отделните проучвания, като най-чувствителен към изменението на натоварването се оказва по-скоро самият сърдечен ритъм, отколкото част от показателите за вариабилност [4]. Същият преглед посочва малки извадки, преобладаване на симулаторни условия и липса на стандартизирана оценка на натоварването. Тези особености пречат на ВСЧ да бъде използвана като самостоятелен и валиден индикатор за операторска ефективност.

Въз основа на анализа на разгледаните публикации в настоящата статия са систематизирани ограниченията при използването на ВСЧ като самостоятелен индикатор за операторска ефективност при екстремни условия. Анализирани са факторите, които влияят върху интерпретацията на показателите на ВСЧ, и е формулирана концептуална архитектура на контекстно-зависим семантичен модел, интегриращ физиологични показатели, контекст на работната ситуация, машинно обучение и езиков модел за интерпретация на резултатите.

В настоящата статия тези понятия се разграничават, тъй като често се използват взаимозаменяемо в литературата. Физиологичното състояние е обективно измерима величина (напр. чрез ВСЧ), докато стресът и менталното натоварване при изпълнение на задачата са фактори на средата, които го променят [5]. Операторската ефективност е резултатната променлива – степента, в която операторът изпълнява поставената задача – и не се извежда пряко от физиологичното състояние, а зависи и от регулаторните механизми, чрез които операторът се справя с натоварването, както и от индивидуални и ситуационни фактори [6].

Материал и методи

Изследването е осъществено като наративен преглед на научни източници с отворен достъп. Търсенето е проведено през уеб търсачки и платформи за научни публикации (PubMed, PMC, Frontiers, MDPI, Springer, ScienceDirect, Nature) с ключови думи на английски език: *heart rate variability*, *spaceflight*, *military pilots*, *mental workload*, *stress*, *operator performance* и *machine learning*. Предпочетени са систематични прегледи, метаанализи, стандартизационни документи и оригинални изследвания с участие на астронавти, пилоти и други оператори. Работата с източниците е ограничена до достъпните резюмета и пълнотекстови статии, а количествените данни са взети директно от цитираните публикации. Не е прилагано ограничение по период на публикуване. Включени са рецензирани публикации на английски език, съдържащи количествени данни за ВСЧ при хора в операторска, авиационна, космическа или друга екстремна среда. Изключени са изследвания само върху животни, публикации без достъп до пълен текст или резюме и материали без количествени показатели за ВСЧ.

Физиологична основа

Вариабилността на сърдечната честота се определя от модулиращото влияние от двата клона на вегетативната нервна система върху синусовия възел. Според модела на невровисцералната интеграция, предложен от Thayer и съавт., индивидуалните различия във ВСЧ са свързани с изпълнението на задачи, изискващи изпълнителни функции и активност на префронталния кортекс, а повишаването на ВСЧ в покой води до измерими промени в изпълнителните функции [7]. Тази връзка е физиологичната основа за използването на ВСЧ като индикатор за операторска ефективност.

Показатели за ВСЧ

Стандартните показатели са дефинирани в документа на работната група на ЕКД и NASPE от 1996 г. [2] и са обобщени с нормативни стойности в прегледа на Shaffer и Ginsberg [8]. Основните от тях са представени в Таблица 1.

Таблица 1. Основни показатели за ВСЧ. Източници: [2, 8].

Показател	Област	Мярка	Физиологична интерпретация
SDNN	времева	ms	обща вариабилност; при 24-часов запис – основен показател за сърдечен риск
RMSSD	времева	ms	краткосрочна вариабилност; отразява вагусова активност
pNN50	времева	%	дял на интервалите с разлика над 50 ms; корелира с парасимпатиковата активност
VLF	честотна	ms²	0,0033-0,04 Hz; спорна физиологична интерпретация
LF	честотна	ms²	0,04-0,15 Hz; смесено симпатиково и парасимпатиково влияние
HF	честотна	ms²	0,15-0,40 Hz; дихателно свързана вагусова активност
LF/HF	честотна	-	често тълкувано като симпато-вагусов баланс; валидността му е оспорвана
SD1, SD2	нелинейна	ms	SD1 съответства на RMSSD; SD2 - на дългосрочната вариабилност
SampEn	нелинейна	-	регулярност и сложност на сигнала; изчислима и от по-малко от 200 точки

Съкращения

В текста и в таблиците са използвани следните съкращения: ВСЧ – вариабилност на сърдечната честота; ЕКГ – електрокардиограма; HR (heart rate) – сърдечна честота; RR (NN) интервал – времето между два съседни R зъбеца на ЕКГ (при NN – само между нормални съкращения); SDNN (standard deviation of NN intervals) – стандартно отклонение на NN интервалите; RMSSD (root mean square of successive differences) – корен квадратен от средния квадрат на разликите между съседни NN интервали; pNN50 – процент на съседните NN интервали с разлика над 50 ms; VLF, LF и HF (very low, low и high frequency) – спектрална мощност в много ниско-, ниско- и високочестотния диапазон, а ULF (ultra low frequency) – в ултраниския диапазон; LF/HF – отношение между LF и HF; SD1 и SD2 – съответно късата и дългата ос на елипсата на диаграмата на Поанкаре; SampEn (sample entropy) – мярка за регулярност и сложност на сигнала; β – наклон на степенната зависимост в спектъра на ВСЧ; QRS комплекс – вълна на ЕКГ, съответстваща на деполяризацията на камерите.

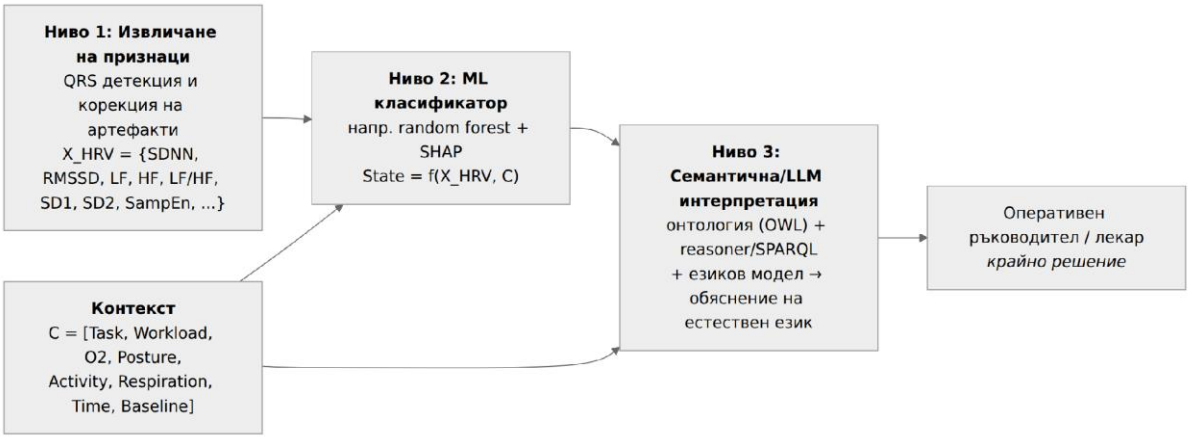
Трябва да се отбележи, че LF не е чист индекс на симпатиковата активност, тъй като около половината от нея отразява парасимпатикови влияния, а взаимодействието между двата клона често не е реципрочно [8]. Затова коефициентът LF/HF следва да се тълкува с повишено внимание, особено в условия на движение и променливо дишане.

Изисквания към записа

Стандартът разграничава краткосрочен запис от около 5 минути в контролирани условия и 24-часов амбулаторен запис [2]. В литературата се използва и ултракраткосрочен запис под 5 минути [8]. Стойностите, получени при различна продължителност, не са взаимозаменяеми. Например при краткосрочен запис при възрастни (n = 21 438) средните стойности са SDNN 50 ms (SD 16), RMSSD 42 ms (SD 15) и LF/HF 2,8 (SD 2,6), докато 24-часовите норми са различни [8]. На интерпретацията влияят дължината на записа, методът за регистрация (ЕКГ или фотоплетизмография), честотата на дискретизация, премахването на артефакти, честотата на дишането, възрастта, полът и положението на тялото [8]. При регистрация в реални оперативни условия, в които артефактите от движение са по-чести, качеството на детекцията на QRS комплексите и коригирането на ектопичните удари са особено важни [9].

Семантичен модел с контекст за интерпретация на данните

Наред с класическите показатели за ВСЧ е разгледана концептуална архитектура за анализ на данните с изкуствен интелект, която добавя към числовите данни и контекста, в който са получени. Архитектурата е предложена в контекста на прегледаната литература и не е валидирана експериментално. Тя се състои от три нива (Фиг. 1).



Фиг. 1. Концептуална архитектура на семантичен модел с контекст за анализ на ВСЧ

Първото ниво извлича признаците на ВСЧ. Надеждната детекция на QRS комплексите и коригирането на ектопичните удари са предпоставка за това ниво, тъй като дори единичен грешен интервал изкривява показателите за краткосрочна вариабилност [9].

Признаковият вектор X_{HRV} обединява показателите от Таблица 1:

(1) $$X_{HRV} = \{SDNN, RMSSD, pNN50, LF, HF, LF/HF, SD1, SD2, SampEn, \dots\}$$

а контекстният вектор C обхваща факторите на работната ситуация:

(2) $$C = [Task, Workload, O2, Posture, Activity, Respiration, Time, Baseline]$$

Тези компоненти описват вида на задачата, нивото на екстремния фактор, положение и двигателна активност, честота на дишане, време от началото на смяната и индивидуалната базова линия на оператора; именно тези фактори определят как се тълкуват числата [8].

Второто ниво е класификатор на машинно обучение, който съпоставя състоянието на оператора със стойността:

(3) $$State = f(X_{HRV}, C)$$

оценка на физиологичното/натовареното състояние на оператора. Като пример е използван random forest, приложен върху OWL онтология на признаците на ВСЧ с проверка на логическата съвместимост чрез reasoner и заявки на езика SPARQL [10]; други класически или дълбоки модели (например SVM, k-NN, LSTM) биха могли да заместят random forest без промяна в архитектурата, а резултатите се придружават от методи за обяснимост (SHAP), за да е ясно кой признак води до какво заключение [10].

Третото ниво е семантична/LLM интерпретация: езиков модел получава State, контекста C и факти от онтологията и генерира обяснение на естествен език, като отбелязва несигурността на заключението. Тази стъпка е нужна, защото езиковите модели имат трудности с времеви редове и са склонни към правдоподобни, но неверни изводи [11]; затова той се опира само на подготвените от предходните нива данни, а крайното решение остава за оперативния ръководител или лекар. Операторската ефективност се дефинира хипотетично като:

(4) $$Performance = g(State, C).$$

Тази връзка не се извежда директно от архитектурата, а остава задача на бъдеща валидация. Оценката на такава система би изисквала три критерия: съвпадение на класификацията с експертна оценка, валидация върху данни от нови участници [12] и последователност на обясненията с правилата в онтологията.

Резултати

Вариабилност на сърдечната честота при екстремни условия

Данните от космическите полети показват, че микрогравитацията променя структурата на ВСЧ, но не по начина, който бихме очаквали при класическа симпатикова активация. При 7 астронавти на борда на Международната космическа станция (средна продължителност на полета 172,6 ± 14,6 дни) показателят за степенно мащабиране β е по-малко отрицателен в космоса (−0,949 ± 0,061), отколкото на Земята (−1,163 ± 0,075), като промяната се появява до един месец и не се възстановява през целия полет [13]. Мощността в ултрависката честотна област намалява с 22–52% и 13–54% в различните подпериоди, а HF и LF компонентите не се

променят значимо [13]. При друга група от 10 астронавти при шестмесечен престой на станцията общата спектрална мощност нараства от 154,9 ± 105,0 на 532,7 ± 301,3 ms², ултраниската мощност – от 117,9 ± 57,5 на 442,4 ± 202,9 ms², а амплитудата на ритъма с период около 90 минути се утроява спрямо земните условия [14]. Двете изследвания се различават по използваните спектрални периоди и по състава на групите, което обяснява до известна степен противоположната посока на изменението на ултраниските компоненти и налага предпазливост при обобщаването.

При военни пилоти обхватен преглед на 19 изследвания съобщава за повишена сърдечна честота и намалени RR интервали по време на полет, с понижение на RMSSD с 42–56%, намаляване на SDNN и SD1/SD2 и повишаване на LF/HF – промени, интерпретирани традиционно като изместване към преобладаваща симпатикова активност [15]. Част от показателите остават променени до 5 часа след приземяването [15]. При пилоти на пътнически самолети, летящи на симулатор на Airbus A320, средните стойности са SDNN 34,1 ± 12,7 ms, RMSSD 23,8 ± 10,2 ms и LF/HF 5,7 ± 2,8, а вариабилността е по-ниска при излитане и кацане, отколкото при полет на маршрутна височина [16].

Съчетанието на хипоксия и висока когнитивна натовареност е изследвано при 24 здрави участници, изложени на 14,0% кислород (хипоксия) или 21,0% кислород (нормоксия) при задачи с ниска и висока сложност [17]. При сложни задачи и хипоксия SDNN намалява с 13,6 ± 14,6 ms, докато при нормоксия промяната е само −0,3 ± 1,4 ms; разликата между условията е 13,3 ms ($p < 0,0001$) [17]. При ниско натоварване не се наблюдава влошаване, а дори тенденция към възстановяване на автономната активност [17]. Тези данни показват, че ефектите на кислородния дефицит и на умственото натоварване върху ВСЧ се проявяват най-ясно тогава, когато действат едновременно. Данните от разгледаните изследвания са обобщени в Таблица 2.

Таблица 2. Промени във ВСЧ при екстремни фактори (сравнение по данни от публикации)

Условие	Изследване	Участници	Продължителност/ протокол/метод	Основни данни	Ограничения
Космически полет, ~ 6 мес.	Otsuka и съавт., 2015 [13] – обсервационно, надлъжно	7 астронавти	5 записа по 24 ч. (преди, 3× по време, след полета); двуканален Holter ЕКГ	β: −0,949 в космоса срещу −1,163 на Земята; ULF ↓ 22–52%	изключени 3 астронавти поради непълни записи; липсват данни за медикация
Космически полет, ~ 6 мес.	Otsuka и съавт., 2016 [14] – обсервационно, надлъжно	10 астронавти	5 записа по 24 ч. (преди, ~21/73/153-и ден, след полета); двуканален Holter ЕКГ	Обща мощност 154,9 → 532,7 ms²; 90-мин. амплитуда ×3	технически дефект в един базов запис; голяма междуиндивидуална вариабилност
Полет на военни пилоти	обхватен преглед [15] – PRISMA-ScR, 19 изследвания	19 изследвания (реални и симулирани полети)	разнородни протоколи по отделните изследвания; времеви, честотни и нелинейни показатели, различни устройства	RMSSD ↓ 42–56%; LF/HF ↑; ефект до 5 ч. след кацане	висока методологична хетерогенност; малки извадки в повечето изследвания
Симулатор, пилоти на A320	Cao и съавт., 2019 [16] – кръстосано проучване с повторни измервания	30 пилоти	3 симулационни полета (~3 ч. всеки), различни нива на CO_2; гръден ЕКГ сензор (Movisens EcgMove3)	SDNN – 34,1 ms; RMSSD 23,8 ms; LF/HF 5,7	само мъже пилоти; базовите стойности повлияни от очакван стрес
Хипоксия (14% O_2) и висока натовареност	Temme и съавт., 2024 [17] – пост-хок анализ на смесен двуфакторен експеримент	24 участници	два 2-часови сеанса; анализирани сесии по 27 мин; гръдна лента (Warfighter Monitor, ЕКГ)	SDNN − 13,6 ms; разлика спрямо нормоксия 13,3 ms	лабораторни условия без реален риск; не могат да се разделят ефектите на последователните задачи

Вариабилност на сърдечната честота, натоварване и операторска ефективност

Метаанализ на 37 изследвания, обхващащ различни методи за индуциране на стрес, посочва, че най-често се съобщава за намалена парасимпатикова активност, характеризираща се с намалена HF и повишена LF, със снижаване на SDNN и повишаване на LF/HF [18]. Същевременно авторите отбелязват разнородност на задачите, нееднакви методи за измерване и непоследователна статистическа значимост [18]. Систематичен преглед на умственото натоварване на пилоти установява подобни резултати: при повишено натоварване сърдечната честота нараства, SDNN намалява, HF предимно намалява, а при RMSSD и LF/HF резултатите са разнопосочни или статистически незначими; особено забележимо е, че самата сърдечна честота се оказва по-чувствителна от показателите за вариабилност [4]. Това насочва към извода, че ВСЧ е най-ценна като част от набор от показатели, а не като единствен индикатор.

Най-директната връзка с ефективността на изпълнение показва изследване на 30 пилоти на пътнически самолети при полет на симулатор. Повишаване на SDNN с 21,97 ms (междуквартилна разлика) е свързано с 37% по-високи шансове за успешно изпълнение, повишаване на RMSSD с 16,00 ms – с 22%, а намаляване на LF/HF с 4,69 – с 20% [16]. Ниската вариабилност е свързана с възрастта, телесното тегло и трудните маневри, а при отделни фази на полета (излитане, кацане) се регистрира по-изразен стрес [16]. Връзката между ВСЧ и ефективност е предвидена и от модела на невровисцералната интеграция, според който изкуственото повишаване на ВСЧ в покой променя изпълнителните функции [7].

Възможностите за еднокритерийна оценка са ограничени, затова в практиката се предпочитат комплексни системи. В изследователския комплекс „BeOn-1“, разработен в ИКИТ-БАН за оценка на ситуационна бдителност на авиационни специалисти, резултатите от тестовете се анализират заедно с ред физиологични параметри, които служат като индикатори за психофизиологичното състояние, включително ефективността на индивидуалната стратегия за справяне със стрес [19]. Комплексът регистрира ЕКГ, пулсова вълна, артериално налягане чрез времето на пулсово разпространение, кожна проводимост и температура в четири точки на тялото, като тестовете се изпълняват едновременно върху нестабилна платформа [19]. В по-новите изследвания на Института са описани и подходи за подбор на оператори на безпилотни летателни апарати чрез проследяване на погледа и безжична електроенцефалография за оценка на визуалното внимание и менталното натоварване [20]. Така показателите от ВСЧ могат да бъдат съпоставени с поведенчески (точност, време за реакция), визуални и неврофизиологични показатели в една система.

Възможности за използване на изкуствен интелект

Анализът на ВСЧ с методи на машинното обучение се разглежда като начин да се преодолеят ограниченията на отделните показатели чрез едновременно отчитане на много признаци. Систематичен преглед на 43 публикации за прогнозиране на стрес чрез ВСЧ и изкуствен интелект разграничава три групи подходи: системи, основани на правила (fuzzy logic, neuro-fuzzy networks), класическо машинно обучение (SVM – support vector machine, k-nearest neighbours (k-NN), random forest, decision trees) и дълбоко обучение (LSTM – long short-term memory, CNN – convolutional neural network) [21]. Съобщаваната точност при класическите методи варира от 57% до 100%, като при SVM често надхвърля 99% при разграничаване на състояния [21]. Като типичен набор от данни се използва SWELL-KW (2688 записа), а изследванията включват от 5 до 100 участници [21].

Използването на такива системи при оператори в реална среда е в начален етап на разработване. От 29 публикации за ВСЧ и умствено натоварване на пилоти само в осем са описани системи за автоматично разпознаване на промяна във физиологичните параметри [4]. Двукласовото разграничаване (ниско срещу високо натоварване) надхвърля 90% точност в най-добрите случаи, докато при три класа точността пада под 50% [4]. Най-добри резултати постигат SVM и multilayer perceptron (MLP), а индивидуалните модели превъзхождат груповите [4]. Същият преглед обаче отчита, че по-голямата част от изследванията са проведени със 7–35 участници, две трети от тях в симулатори, а методите за валидиране често не са описани [4].

Проблемът с обобщаването на данните е основен. Систематичен преглед на машинното обучение върху данни от носими устройства установява недостатъци в протоколите за етикетиране, липса на статистическа мощ, съмнения във валидността на биомаркерите за стрес и слаба способност за обобщаване, като стресовият отговор се проявява различно при различните хора [12]. Затова високите стойности на точност, публикувани върху отделни набори от данни, не могат директно да се пренесат към оперативни условия. За реална употреба са необходими индивидуална калибровка, стандартизирани протоколи за оценка и обяснимост на моделите [12, 21], а в реални условия и надеждна детекция на QRS комплексите при наличие на шум и артефакти, което е самостоятелна инженерна задача [9].

Друга насока е добавянето на семантичен контекст към данните за ВСЧ. При онтологичния подход Chatterjee и съавт. създават OWL онтология за признаците за ВСЧ върху набора от данни SWELL-KW (410 322 записа, 34 признака), която позволява SPARQL заявки и проверка на логическата съвместимост; с random forest точността е 97,9%, а след оптимизиране на признаците с genetic algorithm достига 99,4%, като резултатите се обясняват чрез SHAP [10]. Авторите отбелязват ограничението на единствен набор от данни, затова тази точност не може да се счита за доказателство за обобщаване (виж [12]). Добавянето на контекст (демографски данни, здравни знания, времева информация) към данните, подавани на езиков модел, подобрява резултатите с до 23,8% при четири публични набора и 10 задачи [22], а агент на базата на езиков модел, който генерира код на Python за анализ на времеви редове от носими устройства, дава верен отговор на 84% от обективните въпроси срещу 74% при базовия модел, но е тестван със синтетични данни [23]. Модулна система за обработка, в която ВСЧ от гръден пояс се обработва в реално време и се подава на GPT-4, показва различна автономна реакция при ниско и високо когнитивно натоварване, но е тествана само в двучасова пилотна сесия и все още без вградени мерки за защита на личните данни [24]. Прегледите на езиковите модели при носими сензори отбелязват и риск от неверни отговори, трудности с анализа на времеви редове и проблеми с поверителността на данните [11]. Нито едно от описаните решения не е проверено върху оператори, работещи в екстремни условия.

Дискусия и заключение

Прегледът потвърждава, че ВСЧ е чувствителна към две главни категории фактори – натоварване и стрес от една страна и екстремна среда от друга – но отговорът зависи от конкретния фактор и от избрания показател. При полет на пилоти и при сложни задачи повечето изследвания докладват за намалена вариабилност и промени, интерпретирани традиционно като симпатиково преобладаване [15, 18], но при космически полет промените се отнасят предимно към бавните компоненти и към мащабните свойства на сигнала, а не към HF и LF [13, 14]. Причината е, че нито един показател не е чист индекс на симпатикова активност [8], а връзката между натоварването и автономния отговор е опосредствана от дишане, поза, възраст, телесно тегло и други фактори [8, 16, 18].

Валидността на ВСЧ като индикатор за операторска ефективност е ограничена от няколко обстоятелства. Първо, извадките са малки – от едва 5 до 100 участници, преобладаващо до 35 [4, 21]. Второ, повечето данни са от симулатори и лаборатории, където липсват реалните рискове [4, 15]. Трето, няма единен критерий за натоварване и ефективност, който да се прилага навсякъде [4, 18]. Следва да се посочи и че двете изследвания на астронавти [13, 14] имат различни групи и спектрални периоди, така че техните резултати не могат да се сравняват директно.

Изследванията определят операторската ефективност чрез различни оперативни критерии. При Cao и съавт. [16] тя е бинарен резултат (успешно/неуспешно изпълнение на маневра), оценен от сертифицирани изпитващи по стандартизиран протокол; в комплекса „BeOn-1“ [19] тя се извежда от точността и времето за реакция в тестова батерия за ситуационна бдителност; в систематичния преглед на Wang и съавт. [4] отделните изследвания използват разнородни критерии – експериментално манипулирана трудност на задачата, субективни скали за натоварване (напр. NASA-TLX) или брой грешки. Тази разнородност на критерия за ефективност е самостоятелно ограничение, отделно от разнородността на самите ВСЧ показатели, и затруднява директното сравняване на резултатите между изследванията. За бъдеща валидация се предлага операторската ефективност да се дефинира спрямо независим, предварително зададен критерий за изпълнение на задачата – например процент точно изпълнени елементи от задачата, при който високи стойности например процент точно изпълнени елементи от задачата и/или брой и тежест на допуснатите грешки (напр. около 95%) отговарят на ниско или нормално натоварване, а съществено занижени стойности (напр. около 70%) или нарастващ брой грешки – на нарушена операторска ефективност. Конкретните прагове следва да бъдат определени чрез експериментална валидация. Въз основа на прегледаната литература могат да бъдат предложени поне четири условия за практическото използване на ВСЧ като индикатор за операторска ефективност: (1) стандартизиран протокол за запис според изискванията на [2]; (2) индивидуална базова линия за всеки оператор; (3) комбиниране на ВСЧ с поведенчески и неврофизиологични показатели [19, 20]; (4) валидация на моделите за изкуствен интелект върху данни от нови участници и реални оперативни условия [12, 21].

Изводи

Вариабилността на сърдечната честота е обективен, неинвазивен и лесно регистрируем показател на автономното състояние, който при пилоти и астронавти реагира на натоварване, хипоксия и микрогравитация. Връзката с ефективността на изпълнение е доказана в симулаторни условия, но не е достатъчно стабилна, за да бъде използвана самостоятелно. Най-обосновано е ВСЧ да се разглежда като компонент на комплексна система от индикатори,

която се калибрира индивидуално. Изкуственият интелект предлага перспектива за многопризнаков анализ, но за практическо приложение е нужна валидация върху по-големи и по-разнообразни извадки от оператори. Семантичният модел с контекст е перспективна посока, защото свързва числовите данни с конкретните условия и прави заключенията проверими, но до валидирането му в експериментална среда остава концептуално предложение.

Литература:

1. Sawka, M. N., K. E. Friedl. Emerging Wearable Physiological Monitoring Technologies and Decision Aids for Health and Performance, Journal of Applied Physiology, 2018, 124(2), 430–431. DOI: 10.1152/japplphysiol.00964.2017.
2. Malik, M., J. T. Bigger, A. J. Camm et al. Heart Rate Variability: Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use, European Heart Journal, 1996, 17(3), 354–381. DOI: 10.1093/oxfordjournals.eurheartj.a014868.
3. Järvelin-Pasanen, S., S. Sinikallio, M. P. Tarvainen. Heart Rate Variability and Occupational Stress – Systematic Review, Industrial Health, 2018, 56(6), 500–511. DOI: 10.2486/indhealth.2017-0190.
4. Wang, P., R. Houghton, A. Majumdar. Detecting and Predicting Pilot Mental Workload Using Heart Rate Variability: A Systematic Review, Sensors, 2024, 24(12), 3723. DOI: 10.3390/s24123723.
5. Longo, L., C. D. Wickens, G. Hancock, P. A. Hancock. Human Mental Workload: A Survey and a Novel Inclusive Definition, Frontiers in Psychology, 2022, 13, 883321. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.883321.
6. Hockey, G. R. J. Compensatory Control in the Regulation of Human Performance under Stress and High Workload: A Cognitive-Energetical Framework, Biological Psychology, 1997, 45(1–3), 73–93. DOI: 10.1016/S0301-0511(96)05223-4.
7. Thayer, J. F., A. L. Hansen, E. Saus-Rose, B. H. Johnsen. Heart Rate Variability, Prefrontal Neural Function, and Cognitive Performance: The Neurovisceral Integration Perspective on Self-regulation, Adaptation, and Health, Annals of Behavioral Medicine, 2009, 37(2), 141–153. DOI: 10.1007/s12160-009-9101-z.
8. Shaffer, F., J. P. Ginsberg. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms, Frontiers in Public Health, 2017, 5, 258. DOI: 10.3389/fpubh.2017.00258.
9. Tanev, S. Ventricular Beat Detection and Classification in Long Term ECG Recordings, International Journal Bioautomation, 2012, 16(4), 273–290.
10. Chatterjee, A., M. A. Riegler, K. Ganesh, P. Halvorsen. Stress Management with HRV Following AI, Semantic Ontology, Genetic Algorithm and Tree Explainer, Scientific Reports, 2025, 15, 5755. DOI: 10.1038/s41598-025-87510-w.
11. Farrahi, V. The Rise of Large Language Models in Wearable Health Sensing, Intelligent Medicine, 2026, 6(3), 285–291. DOI: 10.1016/j.imed.2025.12.003.
12. Vos, G., K. Trinh, Z. Sarnyai, M. Rahimi Azghadi. Generalizable Machine Learning for Stress Monitoring from Wearable Devices: A Systematic Literature Review, International Journal of Medical Informatics, 2023, 173, 105026. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105026.
13. Otsuka, K., G. Cornelissen, Y. Kubo et al. Intrinsic Cardiovascular Autonomic Regulatory System of Astronauts Exposed Long-term to Microgravity in Space: Observational Study, npj Microgravity, 2015, 1, 15018. DOI: 10.1038/npjmgrav.2015.18.
14. Otsuka, K., G. Cornelissen, S. Furukawa et al. Long-term Exposure to Space's Microgravity Alters the Time Structure of Heart Rate Variability of Astronauts, Heliyon, 2016, 2(12), e00211. DOI: 10.1016/j.heliyon.2016.e00211.
15. Soares, A. B. F., M. F. de Almeida, E. Franchini, F. G. Ferreira, F. A. D. Campos. Heart Rate Variability in Military Pilots During Flight: A Scoping Review, Military Medicine, 2024, 190(3–4), e515–e522.
16. Cao, X., P. MacNaughton, L. R. Cadet et al. Heart Rate Variability and Performance of Commercial Airline Pilots during Flight Simulations, International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(2), 237. DOI: 10.3390/ijerph16020237.
17. Temme, L. A., H. L. Wittels, M. J. Wishon et al. Examining the Influence of Cognitive Load and Environmental Conditions on Autonomic Nervous System Response in Military Aircrew: A Hypoxia–Normoxia Study, Biology, 2024, 13(5), 343. DOI: 10.3390/biology13050343.
18. Kim, H.-G., E.-J. Cheon, D.-S. Bai, Y. H. Lee, B.-H. Koo. Stress and Heart Rate Variability: A Meta-Analysis and Review of the Literature, Psychiatry Investigation, 2018, 15(3), 235–245.
19. Tanev, S., P. Trendafilov, H. Hristov et al. Scientific Research Complex "BeOn-1" Performance Indicator of the Operators in Extreme Conditions, Journal of Earth Science and Engineering, 2014, 4(11), 675–683. DOI: 10.17265/2159-581X/2014.11.003.
20. Hubenova, Z., S. Tanev. Bulgarian Contribution to Research of Human Factors in Space, Aerospace Research in Bulgaria, 2025, 37, 163–174. DOI: https://doi.org/10.3897/arb.v37.e16.
21. Haque, Y., R. S. Zawad, C. S. A. Rony et al. State-of-the-Art of Stress Prediction from Heart Rate Variability Using Artificial Intelligence, Cognitive Computation, 2024, 16(2), 455–481.
22. Kim, Y., X. Xu, D. McDuff, C. Breazeal, H. W. Park. Health-LLM: Large Language Models for Health Prediction via Wearable Sensor Data, Proceedings of Machine Learning Research, 2024, 248 (Conference on Health, Inference, and Learning).
23. Merrill, M. A., A. Paruchuri, N. Rezaei et al. Transforming Wearable Data into Personal Health Insights Using Large Language Model Agents, Nature Communications, 2026, 17, 1143.
24. Gellisch, M., B. Burr. Establishing a Real-Time Biomarker-to-LLM Interface: A Modular Pipeline for HRV Signal Acquisition, Processing, and Physiological State Interpretation via Generative AI, Frontiers in Digital Health, 2025, 7.