

# Електронні системи та сигнали

УДК 621.391:519.6

DOI: [10.20535/2523-4455.2018.23.3.125236](https://doi.org/10.20535/2523-4455.2018.23.3.125236)

## Техніка та методи аналізу біосигналів для моніторингу глибини анестезії

Федорчук М. М., ORCID [0000-0002-7470-0902](https://orcid.org/0000-0002-7470-0902)e-mail [m.fedorchuk-2017@kpi.ua](mailto:m.fedorchuk-2017@kpi.ua)Попов А. О., к.т.н. доц., ORCID [0000-0002-1194-4424](https://orcid.org/0000-0002-1194-4424)e-mail [anton.popov@ieee.org](mailto:anton.popov@ieee.org)

Кафедра Електронної Інженерії, Факультет Електроніки  
Національний технічний університет України  
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" [kpi.ua](http://kpi.ua)  
Київ, Україна

**Реферат**—У роботі представлено основні існуючі методи та засоби визначення глибини анестезії. Серед розглянутих методів виділено такі групи: аналіз електроенцефалограм, аналіз електрокардіограм (ЕКГ) та комплексний аналіз біосигналів. Систематизовано отримані у попередніх роботах результати та визначені перспективні напрями подальших досліджень, зокрема використання засобів машинного навчання для аналізу електрокардіограм та їх характеристик та глибоке навчання нейронних мереж.

З метою вивчення можливостей нейронних мереж як систем класифікації біосигналів було побудовано глибоку згорткову нейронну мережу для класифікації сигналів ЕКГ з наявністю або відсутністю аритмій. Вхідними даними для такої мережі були 30-секундні сигнали ЕКГ без попередньої обробки, і точність класифікації склала 68,3%. Результати роботи такої системи класифікації свідчать про доцільність застосування глибокого навчання для визначення аритмій та про необхідність використання попередньої обробки ЕКГ та попередньо виділених характерних ознак, серед яких можуть бути величина енергії сигналу у різних частотних діапазонах, параметри сигналу після видалення тренду та параметри сигналу у часовому домені.

Бібл. 54, табл. 1.

**Ключові слова** — аналіз біосигналів; глибина анестезії; електроенцефалограма; варіабельність серцевого ритму; характерні ознаки електрокардіограм; нейронні мережі

### I. ВСТУП

Загальна анестезія є важливою та незамінною процедурою під час проведення хірургічної операції, що забезпечує седацию центральної нервової системи і як наслідок – відсутність у пацієнта больових відчуттів.

Основною вимогою до загальної анестезії є зворотне зниження рівня свідомості до такого, при якому пацієнт не отримує больових відчуттів під час хірургічного втручання, має знижену рефлекторну активність та збережені життєво важливі функції організму. Важливим завданням при цьому є визначення рівня анестезії задля уникнення передозування чи недостатнього рівня седации нервової системи.

Для забезпечення успішності процедури анестезіологі коригують дозування анестетиків відповідно до типу хірургічної процедури, даних конкретного пацієнта та його поточного гіпнотичного стану. Визначення рівня глибини седации нервової системи сучасними технічними засобами з високою точністю залишається та буде залишатись актуальним завданням. Це підтверджують попередні дослідження, зок-

рема [1], де було проаналізовано зв'язок між відносною глибиною наркозу та збільшенням післяопераційної смертності.

Спостереження вказують на те, що надмірна анестезія, спричинена передозуванням відповідними лікарськими засобами, є небезпечною, навіть незважаючи на результати досліджень щодо зв'язку глибини анестезії з післяопераційною смертністю [2]–[5], а неадекватна анестезія внаслідок невідповідної оцінки стану пацієнта може призвести до закінчення дії анестетиків під час операції і до післяопераційної психосоматичної дисфункції [6], [7]. Це також робить актуальним питання надійного моніторингу глибини анестезії, що дозволить підтримувати необхідний рівень седации з мінімальним використанням анестетиків.

Разом з тим, біохімічний механізм дії загальної анестезії все ще недостатньо вивчений [8], [9], і це є причиною труднощів у вимірюванні рівня седации нервової системи. Саме тому при вимірюванні рівня свідомості золотий стандарт для визначення глибини анестезії все ще відсутній [10].



Також варто зазначити, що технічні методи визначення глибини анестезії, які використовуються при оперативному втручанні сьогодні, мають свої особливості використання та певні технічні обмеження [11], [12], [21]–[24], [13]–[20]. Слабкими місцями таких методів часто є чутливість до шумів, чутливість до артефактів у біосигналах та індивідуальна реакція нервової системи кожної окремої людини на ті чи інші анестетики.

З огляду на це доцільною вбачається розробка альтернативних систем аналізу глибини анестезії. Метою цієї роботи є провести аналіз та систематизацію існуючих технічних методів та засобів моніторингу глибини анестезії та реалізувати систему, що дозволяє класифікувати сигнали нервової системи, з використанням нейронних мереж.

Детально особливості та обмеження технічних засобів, що використовуються сьогодні під час операцій, розглянуто у розділі II. Дослідження останніх років, що присвячені питанню аналізу глибини анестезії математичними методами, розглянуто у розділі III. У розділі IV описано один з підходів до аналізу біосигналів при анестезії, а саме – як використовують нейронні мережі для такого аналізу, та подані результати застосування розробленої в цій роботі мережі для виявлення змін у ритмі серця.

## II. ВИЗНАЧЕННЯ ГЛИБИНИ СЕДАЦІЇ НЕРВОВОЇ СИСТЕМИ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ БІОСИГНАЛІВ

### A. Сигнали, що використовуються для визначення глибини седативу

Анестезія впливає на різні системи організму, та її рівень можна визначити шляхом аналізу окремих сигналів, зокрема, електроенцефалограми (ЕЕГ), електрокардіограми (ЕКГ), кардіоритмограми (КРГ), а також спільного аналізу кількох біосигналів, що вимірюються одночасно. Такими сигналами є сигнали периферичної серцево-судинної системи (пульсова хвиля та кардіоритмограма), насиченість киснем периферичних тканин та тиск діоксиду вуглецю у видихуваному повітрі (PetCO<sub>2</sub>). Найбільш поширеними системами визначення глибини анестезії у хірургічній практиці сьогодні є ті, які використовують сигнали ЕЕГ для аналізу стану нервової системи.

Апаратною частиною ЕЕГ-монітору є прилад, що реєструє отримані від датчиків сигнали на шкірних потенціалів та забезпечує програмну обробку параметрів цих сигналів. Часто такі прилади виготовляють у вигляді моноблоку з дисплеєм, блоку аналого-цифрового перетворення (АЦП) та датчиків. Блок з дисплеєм слугує для зображення динаміки зміни розрахованих значень та виведення поточного індексу, що характеризує стан пацієнта. За допомогою контактних електродів, які кріпляться на шкірі голови, реєструється різниця потенціалів окремих лобних ділянок голови, що далі передається на блок АЦП. Контактні електроди можуть мати від двох до шести каналів запису ЕЕГ [25].

Сигнали, отримані з периферичної серцево-судинної системи і з видихуваного повітря, часто також

виводяться на екрани приладів для моніторингу глибини анестезії і слугують для оцінки загального стану організму. Варто згадати, що параметри функціонування периферичної серцево-судинної системи, а саме частоту серцевих скорочень (ЧСС) та характеристики варіабельності серцевого ритму (ВСР) можна використовувати і для моніторингу стану автономної нервової системи (АНС) при анестезії [11].

Прилади моніторингу глибини анестезії забезпечують її вимірювання за шкалою від 0 (відсутність сигналу) до 100 (стан свідомості). Відомими виробниками систем моніторингу біспектрального індексу є “Aspect”, “Viasys Healthcare Inc.”, “Nihon Kohden”, “Medtronic”, “ЮТАС” та інші. Такі системи включають автономні монітори з 2-ма, 4-ма або 6-ма каналами ЕЕГ.

Проте надійність моніторингу параметрів ЕЕГ, що вимірюються, в окремих випадках знаходиться під питанням. Так, один з найбільш уживаних параметрів ЕЕГ – біспектральний індекс – є нечутливим до таких анестетиків, як кетамін та закис азоту [26], [27] та є чутливим до артефактів сигналів ЕЕГ [28]. Варто також зазначити, що опіоїди, бензодіазепіни та інші інгаляційні анестетики мають різний вплив на ЕЕГ-сигнал [29], і тому неоднаково впливають на характер та інтенсивність зміни сигналу. На додаток до цього така технологія передбачає помітну затримку у часі при детекції різних ступенів глибини анестезії [30].

Ще одним способом реєстрації біоелектричної активності мозку, що використовується сьогодні, є метод викликаних потенціалів (ВП). Зміни біоелектричної активності мозку при цьому зумовлені зовнішнім впливом та фіксуються у відносній часовій близькості з таким впливом. У анестезіології метод ВП дозволяє оцінити функціональну активність нервових шляхів під час анестезії. Для цього під час операцій стимулюють ліктьовий нерв частотою 1-2 Гц та визначають зміни електричної активності, яку реєструють поверхневим нашкоірним чи підшкірним голчастим електродом. Інгаляційні анестетики, опіоїди і гіпотермія змінюють латентний період та амплітуду ВП [29].

Разом із моніторингом стану ЦНС та сигналів периферичної серцево-судинної системи сьогодні проводять дослідження методів визначення глибини седативу нервової системи на основі комплексного аналізу біологічних сигналів [11], [12], [18]–[24]. Детальніше про ці дослідження буде розказано у розділі III.

### B. Методи аналізу біосигналів при анестезії

Інформативними параметрами, які отримують з ЕЕГ-сигналів, є біспектральний індекс (bispectral index – BIS) [13], ентропійний індекс [14], індекс стану пацієнта [15] та наркотичний індекс [16]. Біспектральний індекс є найбільш уживаним у практиці операційного втручання як комплексний параметр, що розраховується шляхом аналізу ЕЕГ-сигналу у часовій області, частотній області та статистики високого порядку.

Серед найбільш відомих методів кількісного розрахунку глибини седації нервової системи людини, які використовують при проведенні операцій сьогодні, можна виділити ентропію перестановок (Permutation entropy), ентропію зразків (Sample Entropy), ентропію перестановок Шенона (Shannon Permutation Entropy), аналіз флуктуацій відносно тренду (Detrended Fluctuation Analysis) та бета-індекс. Вони, здебільшого, використовуються для аналізу сигналів ЕЕГ та ЕКГ.

Ентропія зразків є модифікацією апроксимаційної ентропії і використовується, переважно, для оцінки складності фізіологічних сигналів та діагностики хворобливих станів. Ентропія зразків має такі переваги над апроксимаційною ентропією, як незалежність від довжини сигналу та відносно проста реалізація методу.

Ентропія перестановок (PE) є досить швидким і надійним методом аналізу складності часових рядів [31]. Під час розрахунку ентропії задаються два параметри – розмірність вкладення та інтервал затримки. Використання ентропії перестановок дає можливість оцінити складність часових рядів шляхом порівняння сусідніх значень [32].

Аналіз флуктуацій відносно тренду (DFA) є математичним інструментом для аналізу часових рядів, серійних вимірювань та будь-яких рівномірних послідовностей. Він служить для кількісної оцінки довгострокових кореляцій і допомагає в описі та прогнозуванні поведінки досить складних систем.

Сигнал, що аналізується, зазвичай складається з випадкового та систематичного компонентів, які часто неможливо розділити методами лінійної фільтрації. Аналіз сигналу передбачає додавання автокореляції на великих його проміжках, і це дозволяє приховати систематичні зміни у всіх масштабах для виокремлення тренду.

Бета-індекс є логарифмічним співвідношенням потужностей сигналу у двох окремих частотних діапазонах. Розраховується він наступним чином:

$$Beta_{index} = \frac{E(30-47)}{E(11-21)},$$

де  $E(30-47)$  та  $E(11-21)$  представляють спектральну енергію сигналу у діапазонах (30-47) Гц та (11-21) Гц відповідно. Такі частотні проміжки були обрані з огляду на результати попередніх наукових досліджень [33], [34].

Ентропія перестановок Шенона відображає, наскільки складним є сигнал [31]. Для оцінки використовується вектор  $X_i$ , отриманий з оригінальної послідовності  $XN$  з  $N$  відліками:  $X_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+m\tau}]$ , де параметр  $\tau$  представляє кількість відліків сигналу з фрагменту довжиною  $m$ , на які розбитий вхідний сигнал  $XN$ . Далі  $X_i$  сортується у порядку зростання і розраховується ентропія перестановок Шенона за формулою:

$$SPE = \frac{\sum_{j=1}^J P_j \ln(P_j)}{\ln(J)},$$

де  $J$  - кількість можливих перестановок фрагментів  $m$ :  $J = m!$ ,  $P_j$  — ймовірність того чи іншого порядку фрагментів  $m$  у послідовності  $X_i$ .

У зв'язку з технічними обмеженнями технологій, які використовуються для визначення глибини анестезії, сьогодні у цьому напрямку широко проводяться дослідження. Серед досліджуваних питань – як можна підвищити точність визначення глибини седації шляхом аналізу ЕЕГ, ЕКГ та ЕЕГ, комплексного аналізу мультівариативних біосигналів при анестезії.

Одним із параметрів ЕЕГ, який використовують для визначення кількісного розрахунку глибини анестезії, є квазі-періодичність. У одному з попередніх досліджень [17] моніторинг періодичності глибини анестезії проводиться за допомогою фазового аналізу періодичності сигналу, який було кількісно оцінено шляхом аналізу ЕЕГ, отриманих від 56 хворих під час операцій. Для порівняння отриманих результатів при дослідженні було розраховано також ентропію зразків (SampEn), метод аналізу флуктуацій відносно тренду (Detrended Fluctuation Analysis) та ентропію перестановок (PE). Було проведено аналіз квазі-періодичності шляхом розрахунку площі під характеристичною кривою та виділення таких коефіцієнтів, як потужність затримки (DC) та потужність прискорення (AC), які розраховуються як характерні ознаки вже виділених ознак сигналу.

Для побудови золотого стандарту, що був використаний для порівняння якості отриманих моделей, було використано усереднені дані від п'ятих лікарів, які оцінювали рівень свідомості по 100-бальній шкалі. У дослідженні автори дійшли висновку, що використання квазі-періодичних параметрів, виявлених за допомогою аналізу потужності затримки та потужності прискорення сигналів ЕЕГ, робить можливим отримання більш точних та надійних результатів порівняно з параметрами ентропії перестановок, флуктуацій відносно тренду та ентропії зразків.

Інша робота також містить дослідження моніторингу глибини анестезії з використанням детального аналізу ЕЕГ [12]. Дослідження проводилось на 20-ти пацієнтах віком від 18 до 63 років. Обраним пацієнтам проводили ортопедичні, гінекологічні операції чи операції загального призначення. Для проведення аналізу було виокремлено 11 параметрів ЕЕГ, серед яких у процесі дослідження було обрано найбільш інформативні, а саме бета-індекс, ентропію перестановок Шенона та аналіз флуктуацій відносно тренду. Представлений метод дає можливість класифікувати стан пацієнта на основі аналізу ЕЕГ у свідомості, легкій, загальній та глибокій анестезії. Відповідно до результатів, отриманих авторами під дією анальгетика севофлурана у 17 хворих, точність класифікації на основі згаданих методів склала 92%, що може бути порівняно з комерційними системами моніторингу. Також представлений метод продемонстрував точ-

ність класифікації 93% при класифікації за EEG-сигналами на стан свідомості та стан загальної анестезії на іншій базі даних у 50 пацієнтів під дією пропофолу.

У іншій роботі, де досліджувались два сигнали серцево-судинної системи [22], було розглянуто залежність між варіабельністю серцевого ритму та часом поширення пульсової хвилі (ЧПП) при загальній анестезії. Час поширення пульсової хвилі є часовим проміжком між піком ЕКГ та піком кров'яного тиску у тканинах периферійних частин тіла, наприклад, у пальцях. Такий метод є простим і неінвазивним. На час поширення пульсової хвилі впливає ЧСС, зміни артеріального тиску та еластичності артерій. В роботі було проаналізовано ЧПП і спектральну потужність варіабельності серцевого ритму у 10 суб'єктів під час операції в залежності від концентрації анестетика севофлурану. Відношення потужності сигналу ВСР на нижніх частотах було обернено пропорційним до глибини анестезії.

Автори дійшли висновку, що існує досить сильний зв'язок між змінами ЧПП й нижніми частотами ВСР, але не було знайдено зв'язку між верхніми частотами ВСР та часом проходження пульсової хвилі. З огляду на результати дослідження аналіз часу проходження пульсової хвилі є корисним показником, що відображає стан організму під час загальної анестезії, оскільки добре виявляє активність АНС.

З метою удосконалення приладів аналізу глибини анестезії дослідження проводять і у напрямку вдосконалення методів аналізу сигналів ЕКГ, без використання інших сигналів, отриманих від пацієнта. У одному з таких досліджень [11] розглянуто залежність дельта-ентропії варіабельності серцевого ритму, одного з параметрів ЕКГ, від глибини анестезії. Оскільки досить важко виявити помітні зміни у ВСР у стані легкої та глибокої анестезії, було запропоновано використовувати дельта-ентропію. Ентропія ВСР має тенденцію до зменшення під час анестезії, але сильно спотворюється низькочастотними варіаціями сигналу. Такий її недолік було запропоновано усунути шляхом диференціювання сигналу інтервалів R-R перед аналізом.

У рамках дослідження [11] було проведено спостереження за сигналами ВСР у восьми здорових осіб під впливом севофлурану та восьми під дією пропофолу. У ході експерименту концентрацію діючої речовини у плазмі поступово підвищували із 30-хвилинними інтервалами. Третя група з 8 пацієнтів отримувала надмаксимальну, IV дозу глікопіролату без анестезії для вивчення ефекту зниження активності блукаючого нерву на показання дельта-ентропії. В результаті виявлено зменшення дельта-ентропії разом із збільшенням глибини анестезії під час дослідів. Отже, дельта-ентропія ( $dEn$ ) є новою мірою ВСР, що здатна виявляти тонкі симпатичні та парасимпатичні опосередковані зміни ВСР як під час поглиблення рівнів севофлурану та пропофолу, так і при надзвичайно глибокій анестезії.

З метою підвищення точності існуючих методів та засобів аналізу глибини анестезії широко проводять

дослідження застосування методів одночасного аналізу двох і більше біологічних сигналів, отриманих від пацієнта. Часто такими сигналами є сигнали ЕКГ та EEG. Параметри, що отримують від таких сигналів, є вхідними даними для моделей розподілу сигналів на класи, які характеризують той чи інший рівень седації нервової системи. Іноді задачею класифікації ставлять розподіл у межах двох класів: стан достатньої седації та стан недостатньої седації для проведення хірургічного втручання.

Зокрема, у дослідженні [18] представлено аналіз EEG- та ЕКГ-сигналів для вирішення саме такої задачі. При дослідженні стан седації був спричинений дією тільки пропофолу. При дослідженні для виокремлення характерних ознак у отримуваних сигналах було проаналізовано спектральну енергію каналів EEG на різних частотах та дуже низькі частоти варіабельності серцевого ритму (ВСР) 0.04 - 1 Гц, отримані на основі спектрального аналізу за Фур'є та фільтрацією фільтром нижніх частот відповідно. У якості класифікатора була використана комбінована характеристика потужності в спектральних смугах EEG-сигналів та дуже низьких частот варіабельності серцевих скорочень, а також лінійний дискримінантний аналіз. В результаті виявлено, що поєднаний аналіз характерних ознак від обох сигналів може показати ефективність класифікації на стан свідомості та седації від  $95,1 \pm 5,3\%$  до  $96,4 \pm 4,2\%$ .

Ще одним способом підвищити якість визначення глибини анестезії при застосуванні різних анестетиків було дослідження одночасного аналізу спектральної потужності ВСР та аналізу флуктуацій відносно тренду EEG [19]. Для спостереження авторами були обрані п'ятнадцять пацієнтів, яким було призначено проведення загальної черевної гістеректомії. Спектральна щільність потужності ВСР та аналіз флуктуацій відносно тренду EEG вимірювалися в період до анестетичного періоду, інтубації, оперативного втручання, екстубації та пост-анестезії. На стадії інтубації енергії обох сигналів помітно зменшувались як на високих, так і на низьких частотах — 0.15-0.4 Гц та 0.04-0.15 Гц відповідно. Разом з тим відзначено, що потужність флуктуацій відносно тренду була збільшена під час дії анестетиків, і що про глибину анестезії свідчить кореляція між щільністю спектральної потужності ВСР та величиною флуктуацій відносно тренду EEG-сигналу.

Чимало досліджень були присвячені і аналізу трьох і більшої кількості біосигналів одночасно. У одному з таких досліджень [21] вивчалось, як кора головного мозку, серцево-судинна та респіраторна системи реагують на анестетики. У дослідженні було використано непараметричний спектральний аналіз EEG-, ЕКГ- та респіраторних сигналів, що були записані під час анестезії у щурів, які знаходились під дією кетамін-каліцію та фенобарбіталу. Було виявлено, що моделі низькочастотних взаємодій кортико-серцево-дихальної мережі можуть зазнавати значних помітних змін на різній глибині анестезії та в залежності від використовуваних анестетиків.

У іншому дослідженні описано багатопараметричну систему для моніторингу глибини анестезії при





проведенні хірургічних операцій у дітей. Система моніторингу передбачала аналіз ЕКГ, тиск  $\text{CO}_2$  у видихуваному повітрі та рівень насичення крові киснем для оцінки глибини анестезії. Для оцінки глибини анестезії були використані сигнали варіабельності серцевого ритму, тиску діоксиду вуглецю у видихуваному повітрі ( $\text{PetCO}_2$ ) та насиченість киснем тканин ( $\text{SpO}_2$ ). Результати проведених експериментів показують, що така система може вимірювати згадані вище сигнали та оперативно відображати зміну стану організму. Така система моніторингу може використовуватися не тільки під час хірургічного втручання, але й контролювати пацієнта після хірургічного втручання.

### III. ДОСЛІДЖЕННЯ ГЛИБИНИ АНЕСТЕЗІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Напрямок у аналізі біосигналів з метою визначення стану свідомості людини, що бурхливо розвивається, є застосування нейронних мереж. Такі засоби для обробки інформації здатні аналізувати складні сигнали та автоматично виділяти з них характерні ознаки. Іноді отримані характерні ознаки сигналів ЕЕГ додатково аналізуються з використанням нейронних мереж [17]. Параметри ЕЕГ-сигналів, що були отримані методом усереднення сигналу з фазовим згладжуванням (потужність затримки та потужність прискорення), були використані як вхідний масив характерних ознак для побудови нейронної мережі. Масивом цільових значень слугували усередненні експертні оцінки та показання біспектрального індексу. В цьому підході множина усіх ЕЕГ-сигналів була розподілена на тренувальний набір даних (70%), набір даних для підтвердження і калібрування параметрів нейронної мережі (15%) та масив для тестування отриманої натренованої нейронної мережі (15%). Була використана архітектура нейронної мережі 1-20-1, розроблена у програмному середовищі MATLAB (v7.13). Застосування нейронної мережі дозволило підвищити результативність використаних характерних ознак ЕЕГ для передбачення рівня глибини анестезії. Результативність оцінювалась шляхом розрахунку кореляції Пірсона між отриманими оцінками від нейронної мережі та експертними оцінками п'яти лікарів.

Інше дослідження [23] оцінювало індекс глибини анестезії з використанням штучних нейронних мереж на основі аналізу декількох біосигналів. Для побудови моделі та її тестування було обрано дані від 63 пацієнтів – 46 та 17 відповідно. При формуванні вхідного масиву значень для нейронної мережі у якості характерних ознак було використано такі сигнали, як ЕЕГ, електроміограму, ЧСС, систолічний та діастолічний артеріальний тиск та індекс якості отриманих сигналів. Перед навчанням нейронної мережі ЕЕГ-сигнали були очищені від шумів та розділені на 5-секундні інтервали. У цьому дослідженні використовується ретрансляційна штучна нейронна мережа. Для моделювання глибини анестезії застосовується один прихований шар, 10 прихованих вузлів, 10 000 епох і невелика швидкість навчання з коефіцієнтами 0,005 та 0,15. На основі отриманих результатів зроб-

лено висновок, що комплексний аналіз згаданих біосигналів із застосуванням нейронної мережі є більш точним методом, ніж біспектральне моніторування.

Розвиток обчислювальних ресурсів дозволив отримувати характерні ознаки з сигналів, використовуючи нейронні мережі. Це дозволяє отримувати інформацію про стан седації нервової системи за допомогою усіх сигналів, на які стан нервової системи має вплив. Так, у одному з досліджень [24] було розглянуто питання вивчення особливостей серцевого ритму у механічно вентильованих хворих з метою визначення рівня седації їх нервової системи. У рамках дослідження було проаналізовано записи ЕКГ 40 дорослих осіб, що знаходились під впливом заспокійливих засобів у відділенні інтенсивної терапії.

Авторами була використана шкала седації-збудження Річмонда, що розділяла стан пацієнта на 4 рівні: "непритомні" (з оцінкою -5, -4), "спокійні" (-3, -2, -1), "у свідомості" (0) та "збуджені" (+1, +2, +3, +4). Для класифікації використовувався алгоритм машинного навчання під назвою метод опорних векторів — SVM (Support Vector Machine). У якості характеристичних ознак варіабельності серцевого ритму було використано ознаки у часовому, частотному, нелінійному та комплексному просторі. У часовому просторі такими характерними ознаками були середня частота серцевих скорочень (MHR — Mean Heart Rate), стандартне відхилення між R-R інтервалами (SDNN — standard deviation of normal to normal R-R intervals), корінь середньо-квадратичної різниці між послідовними R-R інтервалами (RMSSD — root mean of the squares of successive differences between adjacent NN intervals) та стандартне відхилення ЧСС (SDHR). У частотному просторі було використано такі характерні ознаки, як енергія сигналу у спектральному діапазоні дуже низької частоти (0.003 — 0.04 Гц) (PVLFF), енергія сигналу у спектральному діапазоні низької частоти (0.04 — 0.15 Гц), енергія сигналу у спектральному діапазоні високої частоти (0.15 — 0.4 Гц), співвідношення спектральної енергії сигналу високої та низької частоти, частка енергії спектру високої частоти та частка енергії спектру низької частоти до енергії усього сигналу. З нелінійних характеристик було використано як характерні ознаки параметри рекурентної діаграми Пуанкаре (SD1 та SD2). Також характерними ознаками було обрано ентропію зразків (Sample Entropy) та складність сигналу за мірою Колмогорова (Kolmogorov complexity). Використаний під час дослідження алгоритм машинного навчання SVM дозволив досягнути загальної точності визначення стану людини у 69%. Запропонована система також може досягнути точності 79% у розділенні стану пацієнтів на стан седації та стан активності. Подальшими кроками у дослідженні автори бачили продовження дослідження для створення на його основі повністю автономної системи для визначення глибини седації нервової системи пацієнтів.

Та сама група авторів у своєму наступному дослідженні [35] доповнила вже згадану систему і протестувала її на більшій кількості даних для тренування нейронної мережі і для її тестування. У рамках дослідження було записано 21'912 годин ЕКГ сигналів від



гетерогенної групи у 70 дорослих пацієнтів з відділення інтенсивної терапії. Усі пацієнти були під впливом седативних препаратів та потребували механічної вентиляції легень. У якості золотого стандарту для розробки такого методу було використано оцінки шкали седативності Річмонда, що і у попередній публікації. Було використано систему для класифікації стану пацієнта на 4 рівні з впровадженням засобів індивідуалізації. Засоби індивідуалізації являли собою доповнення навчальних даних даними ВСП конкретного пацієнта. Згідно результатів дослідження, така персоналізована система дозволяє визначати стани легкої та глибокої седативності нервової системи з точністю 75%.

Отже, нейронні мережі вбачаються перспективним інструментом для визначення стану седативності, оскільки вони є адаптивними інструментами аналізу даних, що здатні самостійно виділяти характерні ознаки біологічних сигналів. Нейронні мережі здатні забезпечити ефективну структуру не тільки для комбінації багатьох сигналів, але і для включення інших клінічних даних про пацієнта [36], [37]. Нейронні мережі є гнучкими інструментами, яким присвячена велика кількість публікацій та для яких розроблено чимало бібліотек, що реалізують корисні до застосування функції.

#### IV. ЗАСТОСУВАННЯ ГЛИБОКОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ

Задачею експериментальної частини роботи було застосування глибокої нейронної мережі до визначення присутності порушень ритму серця на основі аналізу ЕКГ. При проведенні експериментальної частини було використано такі інструменти, як мова програмування Python та його бібліотека для побудови нейронних мереж — Keras.

У якості вхідних даних для моделі були використані сигнали ЕКГ з відкритої бази даних сигналів "PhysioNet" [38]. Для аналізу було використано ЕКГ-сигнали від 42 пацієнтів тривалістю по 30 хвилин. ЕКГ-сигнали, що містяться в базі даних, записані з частотою 360 Гц та повністю ановані. Це дозволило виділити 30-секундні записи, які було згруповано на ті, на яких порушень ритму не зареєстровано, та на ті, де порушення ритму є.

Архітектурою нейронної мережі для розв'язання поставленої задачі було обрано згорткову архітектуру з кількома повнозв'язними шарами для остаточної класифікації. Згорткові нейронні мережі дозволяють використовувати меншу кількість попередньої обробки у порівнянні з багатьма іншими алгоритмами класифікації. Це означає, що мережа здатна виділяти характерні ознаки вхідного сигналу і забезпечує фільтрацію вхідних даних без побудови додаткових фільтрів вручну.

В експерименті було використано архітектуру мережі з чотирма згортковими шарами та чотирма шарами агрегування за середнім значенням — інструментом нелінійного зниження дискретизації. Після кожного шару згортки слідує шар агрегації за лінійним значенням. Одразу після згаданих 8-ми шарів слідує два повнозв'язних шари та два шари

з виключенням. Оскільки повнозв'язні шари мають найбільше параметрів, вони мають схильність до перенавчання. Саме тому їх варто перемережувати шарами з виключенням. Параметрами для шарів з виключенням є відсоток вузлів, які виключаються з мережі на етапі її навчання. В результаті емпіричної оптимізації було обрано використовувати два шари з виключенням 20 % вузлів при навчанні. Детальніше параметри архітектури використаної нейронної мережі наведено у табл. 1.

ТАБЛИЦЯ 1 ХАРАКТЕРИСТИКИ ВИКОРИСТАНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Назва блоку	Параметри		
	Призначення	Кількість шарів	Кількість параметрів
Згорткові шари	Навчання	4	15648
Шари агрегування за середнім значенням	Нелінійне ущільнення множини ознак	4	-
Повнозв'язні шари	Навчання	2	385992
Шари з виключенням	Попередження перенавчання	2	-
Крайній повнозв'язний шар	Виведення результату	1	18

Усіх пацієнтів випадковим чином було розділено на три групи. Перша і найбільша — ті, на сигналах ЕКГ яких проходило навчання, група пацієнтів на яких відбувалась валідація навчання, та ті, на сигналах яких відбувалась перевірка якості побудованої нейронної мережі.

Результати тесту побудованої нейронної мережі на її здатність визначати, чи є порушення на кожному окремому відрізку сигналу ЕКГ, можна виразити співвідношенням вірно та невірно визначених класів. Кількість вірно визначених класів на тестовій вибірці пацієнтів є 68.3 відсотків. Такий результат свідчить, що нейронна мережа має кращі результати за випадковий розподіл на класи, але потребує удосконалення. До переваг запропонованого підходу варто віднести те, що сигнали ЕКГ, які є вхідними даними для нейронної мережі, не потребують попередньої обробки та знаходження параметрів та характеристик, що в перспективі дозволить проводити розпізнавання аритмій більш ефективно.

Перспективними подальшими кроками по вдосконаленню запропонованого підходу є використання перетворень сигналів, зокрема вейвлет-перетворення та отримання спектрограм для подальшого аналізу. Можливим є збільшення кількості шарів нейронної мережі з метою зробити можливим навчання з більшою мірою узагальнення характерних ознак. Для покращення результатів роботи нейронної мережі можливим також є збільшення кількості вхідних даних.

Окремо варто згадати про те, що, з огляду на особливості потенційного використання програмних продуктів для аналізу біосигналів, є сенс реалізувати додаткові класи на випадок обриву електроду, реєстрації приладом запису ЕКГ шуму або появи будь-яких нехарактерних артефактів у вхідних даних. Реа-

лізувати таку перевірку можна з використанням каскаду нейронних мереж, які здійснюють поетапну класифікацію кожного окремого сигналу ЕКГ.

#### ОБГОВОРЕННЯ

Найбільш поширеними засобами визначення глибини седатції у хірургічній практиці сьогодні є монітори стану пацієнта. Найпоширенішим є монітування біспектрального та наркотичного індексів. Такі індекси розраховуються на основі аналізу сигналів електроенцефалограм. Актуальними дослідження у сфері визначення глибини анестезії за допомогою аналізу сигналів ЕЕГ та ЕКГ роблять не тільки технічні обмеження використовуваних зараз технологій, а і те, що кількість анестетиків, що мають свій унікальний вплив на мозок та його сигнали, постійно збільшується.

Серед технічних обмежень найбільш вагомими є чутливість моніторів глибини седатції до шумів та неодноразова реакція на анестетики різного типу. У цьому напрямку проводиться чимало досліджень, які присвячені підвищенню точності визначення глибини седатції нервової системи шляхом аналізу сигналів ЕЕГ, ЕЕГ та ЕКГ, тільки ЕКГ, та шляхом комплексного аналізу сигналів, які є можливим отримати від пацієнта. У багатьох дослідженнях автори доходять висновку, що альтернативні методи визначення глибини седатції стану пацієнта мають кращі результати, але, разом з тим, є недостатньо перевіреними дослідниками, або мають інші технічні обмеження.

Перспективними і досить інформативними сигналами, за допомогою яких можна робити висновки про загальний стан організму та, зокрема, нервової системи, є сигнали ЕКГ.

З огляду на результати виконаного дослідження інформативними характерними ознаками ЕКГ можуть стати такі:

- Величина енергії сигналу у різних частотних діапазонах, співвідношення цих значень та їх частка в загальній енергії сигналу;
- Ентропія зразків сигналу (Sample Entropy);
- Складність сигналу за мірою Колмогорова;
- Параметри рекурентної діаграми Пуанкаре (SD1, SD2);
- Параметри сигналу після видалення тренду (Detrended fluctuation analysis);
- Параметри сигналу у часовому просторі (ЧСС, стандартне відхилення ЧСС, корінь середньо-квадратичної різниці між послідовними R-R інтервалами, стандартне відхилення у послідовності між R-R інтервалами).

Перспективною технологією для визначення глибини седатції нервової системи посередництвом аналізу ЕКГ може також стати використання нейронних мереж, оскільки такі системи здатні до навчання на розмічених даних, можуть класифікувати дані в умовах невідомих закономірностей та є стійкими до шумів у вхідних сигналах. Процес побудови нейрон-

них мереж можна умовно поділити на два етапи: створення архітектури нейронної мережі та її навчання оптимальним чином. У процесі навчання нейронні мережі можуть виявляти нелінійні залежності між вхідними та вихідними даними, що може бути надзвичайно корисним при аналізі біологічних сигналів.

Одним із підходів до аналізу складних сигналів нейронними мережами є використання глибоких нейронних мереж. Такий підхід робить можливим “навчати” модель комплексними характерними ознаками, комбінуючи більш прості характерні ознаки, отримані від вхідних даних. Іншими словами, нейронні мережі з багатьма нелінійними рівнями можуть представляти вхідні дані з високим рівнем абстракції [39]. Це дозволяє виявляти неявні багатопараметричні залежності біологічних сигналів від стану седатції нервової системи.

Чимало попередніх досліджень присвячені вивченню та аналізу сигналів мозку за допомогою різних технік, які за їх архітектурою можна віднести до категорії глибокого навчання. Для таких досліджень використовують згорткові нейронні мережі [40]–[43], рекурентні нейронні мережі [44] та самі глибокі нейронні мережі [45]–[50]. Усі описані технології можливо використовувати для аналізу сигналів ЕКГ та пульсової хвилі.

Одночасно з використанням нейронних мереж перспективним може бути використання методів їх аналізу, як систем класифікації, з метою виявлення найкращих конфігурацій їх параметрів. Системи аналізу систем класифікації можуть слугувати як для вибору з них найкращих [51], [52], так і для їх адаптивного поєднання з метою покращення результату класифікації [53], [54].

З огляду на можливі обмеження у кількості записаних електрокардіограм та сигналів пульсової хвилі техніками, які використовують для удосконалення моделі, можуть бути регуляризація, Бассівське моделювання та усереднення моделі — механізми, які перешкоджають перенаванчання нейронної мережі. Також, оскільки при використанні автоматизованої системи класифікації стану ЦНС база даних неодмінно зростатиме, можливим є і використання підходів навчання з підкріпленням (reinforcement learning).

#### ВИСНОВКИ

Поряд з іншими методами аналізу біосигналів для визначення глибини наркозу наразі все більше уваги приділяють методам глибокого навчання, що є наслідком потенційної здатності нейронних мереж надійно ідентифікувати стани пацієнта під час наркозу. Побудована нейронна мережа-класифікатор, що використана для класифікації сигналів ЕКГ на проміжки з порушеннями ритму серця та проміжки, що таких порушень не мають, має архітектуру, що включає повнозв'язні шари, шари з виключенням, згорткові шари та шари агрегування за середнім значенням. Точність, з якою така система класифікації визначала порушення ритму на тестовому наборі даних, склала 68.3%. Це свідчить про необхідність впровадження попередньої обробки сигналів, виокремлення частини характерних ознак за допомогою





інших алгоритмів та подальшої роботи над архітектурою такої мережі. Корисним може стати також проведення тестування нейронної мережі на вхідних даних від усіх пацієнтів послідовно, разом з використанням крос-валідації.

#### ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] T. G. Short, K. Leslie, M. T. V. Chan, D. Campbell, C. Frampton, and P. Myles, "Rationale and Design of the Balanced Anesthesia Study," *Anesth. Analg.*, vol. 121, no. 2, pp. 357–365, 2015, **PMID:** [25993386](#), **DOI:** [10.1213/ANE.0000000000000797](#).
- [2] M. D. Kertai *et al.*, "Association of Perioperative Risk Factors and Cumulative Duration of Low Bispectral Index with Intermediate-term Mortality after Cardiac Surgery in the B-Unaware Trial," *Anesthesiology*, vol. 112, no. 5, pp. 1116–1127, May 2010, **PMID:** [20418692](#), **DOI:** [10.1097/ALN.0b013e3181d5e0a3](#).
- [3] M. D. Kertai *et al.*, "Bispectral Index Monitoring, Duration of Bispectral Index Below 45, Patient Risk Factors, and Intermediate-term Mortality after Noncardiac Surgery in the B-Unaware Trial," *Anesthesiology*, vol. 114, no. 3, pp. 545–556, Mar. 2011, **PMID:** [21293252](#), **DOI:** [10.1097/ALN.0b013e31820c2b57](#).
- [4] M.-L. Lindholm *et al.*, "Mortality Within 2 Years After Surgery in Relation to Low Intraoperative Bispectral Index Values and Preexisting Malignant Disease," *Anesth. Analg.*, vol. 108, no. 2, pp. 508–512, Feb. 2009, **PMID:** [19151279](#), **DOI:** [10.1213/ane.0b013e31818f603c](#).
- [5] T. G. Monk, V. Saini, B. C. Weldon, and J. C. Sigl, "Anesthetic Management and One-Year Mortality After Noncardiac Surgery," *Anesth. Analg.*, vol. 100, no. 1, pp. 4–10, Jan. 2005, **PMID:** [15616043](#), **DOI:** [10.1213/01.ANE.0000147519.82841.5E](#).
- [6] K. Leslie, M. T. V. Chan, P. S. Myles, A. Forbes, and T. J. McCulloch, "Posttraumatic Stress Disorder in Aware Patients from the B-Aware Trial," *Anesth. Analg.*, vol. 110, no. 3, pp. 823–828, Mar. 2010, **PMID:** [19861364](#), **DOI:** [10.1213/ANE.0b013e3181b8b6ca](#).
- [7] P. S. Sebel *et al.*, "The Incidence of Awareness During Anesthesia: A Multicenter United States Study," *Anesth. Analg.*, vol. 99, no. 3, pp. 833–839, Sep. 2004, **PMID:** [15333419](#), **DOI:** [10.1213/01.ANE.0000130261.90896.6C](#).
- [8] H. C. Hemmings, M. H. Akabas, P. A. Goldstein, J. R. Trudell, B. A. Orser, and N. L. Harrison, "Emerging molecular mechanisms of general anesthetic action," *Trends Pharmacol. Sci.*, vol. 26, no. 10, pp. 503–510, Oct. 2005, **PMID:** [16126282](#), **DOI:** [10.1016/j.tips.2005.08.006](#).
- [9] P.-L. Chau, "New insights into the molecular mechanisms of general anaesthetics," *Br. J. Pharmacol.*, vol. 161, no. 2, pp. 288–307, Sep. 2010, **PMID:** [20735416](#), **DOI:** [10.1111/j.1476-5381.2010.00891.x](#).
- [10] P. Gifani, H. R. Rabiee, M. H. Hashemi, P. Taslimi, and M. Ghanbari, "Optimal fractal-scaling analysis of human EEG dynamic for depth of anesthesia quantification," *J. Franklin Inst.*, vol. 344, no. 3–4, pp. 212–229, May 2007, **DOI:** [10.1016/j.jfranklin.2006.08.004](#).
- [11] M. Mäenpää *et al.*, "Delta Entropy of Heart Rate Variability Along with Deepening Anesthesia," *Anesth. Analg.*, vol. 112, no. 3, pp. 587–592, Mar. 2011, **PMID:** [21233497](#), **DOI:** [10.1213/ANE.0b013e318208074d](#).
- [12] B.-R. Lee, D.-O. Won, K.-S. Seo, H. J. Kim, and S.-W. Lee, "Classification of wakefulness and anesthetic sedation using combination feature of EEG and ECG," in *2017 5th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 2017, pp. 88–90, **DOI:** [10.1109/IWW-BCI.2017.7858168](#).
- [13] I. J. Rampil, "A primer for EEG signal processing in anesthesia," *Anesthesiology*, vol. 89, no. 4, pp. 980–1002, Oct. 1998, **PMID:** [9778016](#).
- [14] H. Viertiö-Oja *et al.*, "Description of the Entropy algorithm as applied in the Datex-Ohmeda S/5 Entropy Module," *Acta Anaesthesiol. Scand.*, vol. 48, no. 2, pp. 154–61, Feb. 2004, **PMID:** [14995936](#).
- [15] D. Drover and H. R. Ortega, "Patient state index," *Best Pract. Res. Clin. Anaesthesiol.*, vol. 20, no. 1, pp. 121–8, Mar. 2006, **PMID:** [16634419](#).
- [16] S. Kreuer and W. Wilhelm, "The Narcotrend monitor," *Best Pract. Res. Clin. Anaesthesiol.*, vol. 20, no. 1, pp. 111–9, Mar. 2006, **PMID:** [16634418](#).
- [17] Q. Liu, Y.-F. Chen, S.-Z. Fan, M. F. Abbod, and J.-S. Shieh, "Quasi-Periodicities Detection Using Phase-Rectified Signal Averaging in EEG Signals as a Depth of Anesthesia Monitor," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 25, no. 10, pp. 1773–1784, Oct. 2017, **DOI:** [10.1109/TNSRE.2017.2690449](#).
- [18] A. Shalhaf, M. Saffar, J. W. Sleight, and R. Shalhaf, "Monitoring the Depth of Anesthesia Using a New Adaptive Neurofuzzy System," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 22, no. 3, pp. 671–677, May 2018, **DOI:** [10.1109/JBHI.2017.2709841](#).
- [19] Soo-young Ye and Do-un Jeong, "Comparison of PSD of HRV and DFA of EEG during general anesthesia," in *5th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*, 2010, pp. 560–565, **DOI:** [10.1109/ICCIT.2010.5711118](#).
- [20] Y. Ren *et al.*, "System of Multi-parameter for Anaesthesia depth monitor," in *International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics 2011*, 2011, pp. 45–48, **DOI:** [10.1109/ISBB.2011.6107641](#).
- [21] Y. Shiogai, M. Dhamala, K. Oshima, and M. Hasler, "Cortico-Cardio-Respiratory Network Interactions during Anesthesia," *PLoS One*, vol. 7, no. 9, p. e44634, Sep. 2012, **DOI:** [10.1371/journal.pone.0044634](#).
- [22] Soo-young Ye and Do-un Jeong, "Relation between heart rate variability and pulse transit time according to anesthetic concentration," in *5th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*, 2010, pp. 566–569, **DOI:** [10.1109/ICCIT.2010.5711119](#).
- [23] M. Sadrawi, S.-Z. Fan, M. F. Abbod, K.-K. Jen, and J.-S. Shieh, "Computational Depth of Anesthesia via Multiple Vital Signs Based on Artificial Neural Networks," *Biomed Res. Int.*, vol. 2015, pp. 1–13, 2015, **DOI:** [10.1155/2015/536863](#).
- [24] S. B. Nagaraj *et al.*, "Automatic Classification of Sedation Levels in ICU Patients Using Heart Rate Variability," *Crit. Care Med.*, vol. 44, no. 9, pp. e782–e789, Sep. 2016, **PMID:** [27035240](#), **DOI:** [10.1097/CCM.0000000000001708](#).
- [25] P. F. Prior, *Monitornyy kontrol' funktsiy mozga: nepreryvnaya registratsiya elektricheskoy aktivnosti mozga [Monitor control of brain function: continuous recording of brain electrical activity]*. Moscow, USSR, 1982.
- [26] G. Barr, J. G. Jakobsson, A. Owall, and R. E. Anderson, "Nitrous oxide does not alter bispectral index: study with nitrous oxide as sole agent and as an adjunct to i.v. anaesthesia," *Br. J. Anaesth.*, vol. 82, no. 6, pp. 827–30, Jun. 1999, **PMID:** [10562773](#).
- [27] J. W. Johansen and P. S. Sebel, "Development and clinical application of electroencephalographic bispectrum monitoring," *Anesthesiology*, vol. 93, no. 5, pp. 1336–44, Nov. 2000, **PMID:** [11046224](#).
- [28] M. Messner, U. Beese, J. Romstöck, M. Dinkel, and K. Tschaikowsky, "The bispectral index declines during neuromuscular block in fully awake persons," *Anesth. Analg.*, vol. 97, no. 2, p. 488–91, table of contents, Aug. 2003, **PMID:** [12873942](#).
- [29] F. S. Glumcher *et al.*, *Rukovodstvo po anesteziologii [Anesthesiology Guide]*, 2nd ed. Kyiv, Ukraine: VSI "Meditsina," 2010, **ISBN:** 978-617-505-020-0.
- [30] S. Pilge, R. Zanner, G. Schneider, J. Blum, M. Kreuzer, and E. F. Kochs, "Time delay of index calculation: analysis of cerebral state, bispectral, and narcotrend indices," *Anesthesiology*, vol. 104, no. 3, pp. 488–94, Mar. 2006, **PMID:** [16508396](#).
- [31] C. Bandt and B. Pompe, "Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series," *Phys. Rev. Lett.*, vol. 88, no. 17, p. 174102, Apr. 2002, **PMID:** [12005759](#), **DOI:** [10.1103/PhysRevLett.88.174102](#).
- [32] A. Plastino and O. A. Rosso, "Entropy and statistical complexity in brain activity," *Europhys. News*, vol. 36, no. 6, pp. 224–228, Nov. 2005, **DOI:** [10.1051/epn:2005614](#).





- [33] J. Kortelainen, E. Väyrynen, and T. Seppänen, "Depth of Anesthesia During Multidrug Infusion: Separating the Effects of Propofol and Remifentanyl Using the Spectral Features of EEG," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 5, pp. 1216–1223, May 2011, **PMID:** [21216702](#), **DOI:** [10.1109/TBME.2010.2103560](#).
- [34] T. T. Nguyen-Ky, Peng Wen, Y. Li, and R. Gray, "Measuring and Reflecting Depth of Anesthesia Using Wavelet and Power Spectral Density," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 15, no. 4, pp. 630–639, Jul. 2011, **DOI:** [10.1109/TITB.2011.2155081](#).
- [35] S. B. Nagaraj *et al.*, "Patient-Specific Classification of ICU Sedation Levels From Heart Rate Variability\*," *Crit. Care Med.*, vol. 45, no. 7, pp. e683–e690, Jul. 2017, **DOI:** [10.1097/CCM.0000000000002364](#).
- [36] D. L. Hudson and M. E. Cohen, *Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering*. Wiley-IEEE Press, 1999, **ISBN:** [978-0780334045](#).
- [37] M. E. Cohen and D. L. Hudson, "Neural Network Models for Biosignal Analysis," in *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006, pp. 3537–3540, **DOI:** [10.1109/IEMBS.2006.260393](#).
- [38] A. L. Goldberger *et al.*, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. E215–20, Jun. 2000, **PMID:** [10851218](#).
- [39] S. Min, B. Lee, and S. Yoon, "Deep learning in bioinformatics," *Brief. Bioinform.*, p. bbw068, Jul. 2016, **PMID:** [27473064](#), **DOI:** [10.1093/bib/bbw068](#).
- [40] S. Stober, D. J. Cameron, and J. A. Grahn, "Classifying EEG Recordings of Rhythm Perception," in *ISMIR*, 2014.
- [41] S. Stober, D. J. Cameron, and J. A. Grahn, "Using Convolutional Neural Networks to Recognize Rhythm Stimuli from Electroencephalography Recordings," in *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, 2014, pp. 1449–1457, **URL:** <http://papers.nips.cc/paper/5272-using-convolutional-neural-networks-to-recognize-rhythm-stimuli-from-electroencephalography-recordings.pdf>.
- [42] H. Cecotti and A. Graeser, "Convolutional Neural Network with embedded Fourier Transform for EEG classification," in *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, 2008, pp. 1–4, **DOI:** [10.1109/ICPR.2008.4761638](#).
- [43] H. Cecotti and A. Graser, "Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 33, no. 3, pp. 433–445, Mar. 2011, **DOI:** [10.1109/TPAMI.2010.125](#).
- [44] M. Soleymani, S. Asghari-Esfeden, M. Pantic, and Y. Fu, "Continuous emotion detection using EEG signals and facial expressions," in *2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2014, pp. 1–6, **DOI:** [10.1109/ICME.2014.6890301](#).
- [45] S. Kiranyaz, T. Ince, and M. Gabbouj, "Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 63, no. 3, pp. 664–675, Mar. 2016, **DOI:** [10.1109/TBME.2015.2468589](#).
- [46] X. An, D. Kuang, X. Guo, Y. Zhao, and L. He, "A Deep Learning Method for Classification of EEG Data Based on Motor Imagery," 2014, pp. 203–210, **URL:** [http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-09330-7\\_25](http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-09330-7_25).
- [47] K. Li, X. Li, Y. Zhang, and A. Zhang, "Affective state recognition from EEG with deep belief networks," in *2013 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine*, 2013, pp. 305–310, **DOI:** [10.1109/BIBM.2013.6732507](#).
- [48] X. Jia, K. Li, X. Li, and A. Zhang, "A novel semi-supervised deep learning framework for affective state recognition on EEG signals," *Proc. - IEEE 14th Int. Conf. Bioinform. Bioeng. BIBE 2014*, pp. 30–37, 2014, **DOI:** [10.1109/BIBE.2014.26](#).
- [49] W.-L. Zheng, H.-T. Guo, and B.-L. Lu, "Revealing critical channels and frequency bands for emotion recognition from EEG with deep belief network," in *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 2015, pp. 154–157, **DOI:** [10.1109/NER.2015.7146583](#).
- [50] S. Jirayucharoensak, S. Pan-Ngum, and P. Israsena, "EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning Network with Principal Component Based Covariate Shift Adaptation," *Sci. World J.*, vol. 2014, pp. 1–10, 2014, **DOI:** [10.1155/2014/627892](#).
- [51] M. Fedorchuk and B. Lamiroy, "Binary Classifier Evaluation Without Ground Truth," in *Ninth International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR-2017)*, 2017.
- [52] M. Fedorchuk and B. Lamiroy, "Statistic metrics for evaluation of binary classifiers without ground-truth," in *2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, 2017, pp. 1066–1071, **DOI:** [10.1109/UKRCON.2017.8100414](#).
- [53] G. Rätsch, "A Brief Introduction into Machine Learning," in *21st Chaos Computer Club*, 2004, **URL:** <https://events.ccc.de/congress/2004/fahrplan/files/105-machine-learning-paper.pdf>.
- [54] R. E. Schapire, "The Boosting Approach to Machine Learning: An Overview," in *Lecture Notes in Statistics*, Springer, New York, NY, 2003, pp. 149–171, **URL:** [http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-21579-2\\_9](http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-21579-2_9).

Надійшла до редакції 04 березня 2018 р.

УДК 621.391:519.6

## Техника и методы анализа биосигналов для мониторинга глубины анестезии

Федорчук М. М., ORCID [0000-0002-7470-0902](#)

e-mail [m.fedorchuk-2017@kpi.ua](mailto:m.fedorchuk-2017@kpi.ua)

Попов А. А., к.т.н. доц., ORCID [0000-0002-1194-4424](#)

e-mail [anton.popov@ieee.org](mailto:anton.popov@ieee.org)

Кафедра Електронної Інженерії, Факультет Електроніки

Національний технічний університет України

"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сикорського" [kpi.ua](#)

Київ, Україна

**Реферат**—В работе представлены основные существующие методы и средства определения глубины анестезии. Среди рассмотренных методов выделены следующие группы: анализ электроэнцефалограмм (ЭЭГ), анализ электрокардиограмм (ЭКГ) и комплексный анализ биосигналов. Систематизированы полученные в предыдущих работах результаты и определены перспективные направления дальнейших исследований, в частности, использование



средств машинного обучения для анализа электрокардиограмм и их характеристик и глубокое обучения нейронных сетей.

С целью изучения возможностей нейронных сетей как систем классификации биосигналов была построена глубокая сверточная нейронная сеть для классификации сигналов ЭКГ с наличием или отсутствием аритмий. Входными данными для такой сети были 30-секундные сигналы ЭКГ без предварительной обработки, и точность классификации составила 68,3%. Результаты работы такой системы классификации свидетельствуют о целесообразности применения глубокого обучения для определения аритмий и о необходимости использования предварительной обработки ЭКГ и предварительно выделенных характерных признаков, среди которых могут быть величина энергии сигнала в различных частотных диапазонах, сигнал после удаления тренда и параметры сигнала во временном домене.

Библ. 54, табл. 1.

*Ключевые слова* - анализ биосигналов; глубина анестезии электроэнцефалограмма; варибельность сердечного ритма; характерные признаки электрокардиограмм; нейронные сети

UDC 621.391:519.6

## Techniques and Methods for Biosignal Analysis for Monitoring the Depth of Anesthesia

М. М. Fedorchuk, ORCID [0000-0002-7470-0902](https://orcid.org/0000-0002-7470-0902)

e-mail [m.fedorchuk-2017@kpi.ua](mailto:m.fedorchuk-2017@kpi.ua)

А. О. Попов, PhD Assoc.Prof., ORCID [0000-0002-1194-4424](https://orcid.org/0000-0002-1194-4424)

e-mail [anton.popov@ieee.org](mailto:anton.popov@ieee.org)

Department of Electronics Engineering, Faculty of Electronics

National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute" [kpi.ua](http://kpi.ua)

Kyiv, Ukraine

**Abstract**—In this paper present the main existing methods and means of determining the depth of anesthesia. Among the methods considered, the following groups were distinguished: analysis of electroencephalograms (EEG), analysis of electrocardiograms (ECG), and complex analysis of biosignals. The results obtained in previous studies are systematized and prospective directions for further research are determined, in particular the use of machine learning tools for the analysis of electrocardiograms and their characteristics and training of deep neural networks.

In order to study the capabilities of neural networks as systems for classifying biosignals, a deep convolution neural network was constructed to classify ECG signals with the presence or absence of arrhythmias. Input data for those network were 30-second ECG signals without preliminary processing, and the classification accuracy was 68.3%. The results of such a classification system indicate the advisability of using deep training to determine arrhythmias, and the need for preprocessing ECG and pre-identified characteristics, among which can be the magnitude of the signal energy in different frequency ranges, the signal after the removal of the trend and the signal parameters in the time domain.

Current studies in the field of determining the depth of anesthesia by analyzing EEG and ECG signals make not only the technical limitations of currently used technologies, but also the fact that the number of anesthetics having a unique effect on the brain and its signals is constantly increasing.

Among the technical constraints, the sensitivity of sedation depth to noise is the most important and the unequal response to anesthetics of different types. In this direction, many studies are devoted to improving the accuracy of determining the depth of the nerve system, by analyzing the EEG, EEG and ECG signals, only the ECG, and through the comprehensive analysis of the signals that can be obtained from the patient. In many studies, the authors conclude that alternative methods for determining the depth of a patient's sedation have better results, but at the same time they are insufficiently tested or have other technical limitations.

A promising technology for determining the depth of nerve sedation via ECG analysis may also be the use of neural networks, since such systems are capable of training on labeled data, they can classify data in conditions of unknown patterns and are resistant to noise in incoming signals.

Simultaneously with the use of neural networks perspective, one can use the methods of their analysis, as classification systems, in order to identify the best configurations of their parameters. Systems for the analysis of classification systems can serve both for selecting the best of them and for their adaptive combination in order to improve the classification result.

Ref. 54, tabl. 1.

*Keywords* — biosignal analysis; depth of anesthesia; electroencephalogram; heart rate variability; electrocardiogram features; neural networks

