

МАШИННЕ НАВЧАННЯ ПІД ЧАС ДІАГНОСТУВАННЯ І МОНІТОРИНГУ СОННОГО АПНОЕ

Д.А. ТКАЧЕНКО, І.В. КРУШ, В.Г. МИХАЛЬКО, А.І. ПЕТРЕНКО

Анотація. Розглянуто та проаналізовано використання сучасних підходів машинного навчання для визначення рівня тяжкості апное уві сні шляхом локалізації епізодів апное в часі та передбачення наступних епізодів апное. Продемонстровано, що за допомогою сигналів від доступних і портативних сенсорів можна з відносно високою точністю розв'язувати типові задачі з визначення апное уві сні, а також розглянуто основні публічні набори даних для тренування відповідних моделей машинного навчання та варіанти їх можливого використання. Зокрема, доведено, що застосування глибинного навчання може підвищити точність класифікації, локалізації та передбачення апное, особливо за допомогою використання більш складних моделей глибинного навчання, які враховують мультимодальні дані від декількох сенсорів.

Ключові слова: моніторинг, респіраторні хвороби, глибинне навчання, полісомнографія, сонне апное, CNN.

ВСТУП

Сонне апное (апное уві сні) є загальним захворюванням, яке вражає як дітей, так і дорослих. Воно характеризується періодами припинення дихання (апное) і періодами зниження дихання (гіпопное). Обидва типи подій мають подібну патофізіологію і, як правило, вважаються однаковими щодо їх впливу на пацієнтів. Найпоширенішу форму апное уві сні, що називається обструктивним апное уві сні, зумовлено частковим або повним колапсом верхніх дихальних шляхів. Обструктивний апное спричиняється механічними напруженнями на горлі, центральний апное сну — нездатністю мозку відсилати сигнал діафрагмі. Існує кілька методів кількісного оцінювання тяжкості розладу дихання, таких як вимірювання кількості апное та гіпопное за одну годину сну (тобто індекс апное-гіпопное (АHI), тяжкістю кисневого голодування під час сну (оксиметрія, SpO₂) або ступенем денної сонливості [1]. Поширеність АHI ≥ 5 становить 24% у чоловіків та 9% у жінок у віці від 30 до 60 років у пацієнтів, що підозрюються на апное сну.

Найточнішим методом для діагностування апное уві сні є полісомнографія [2]. Під час полісомнографії зазвичай записується принаймні 12 сигналів і використовуються щонайменше 22 дратові під'єднання до пацієнта, що проходить таку процедуру. Основним недоліком використання полісомнографії для визначення апное уві сні є те, що цей метод є відносно дорогим і незручним для пацієнта. Для виконання полісомнографії пацієнту необхідно провести ніч у спеціально обладнаній лабораторії або це потребує встановлення приладу вдома, а результати має визначити лікар. Крім цього, велика кількість під'єднаних дратів може впливати на поведінку під час сну.

Оскільки полісомнографія відносно дорогою і важкодоступний метод, вважається, що більшість людей із середнім або важким ступенем тяжкості апное не знає про свій діагноз, зокрема, у праці [3] виконано розрахунки і з'ясовано, що 93% жінок і 82% чоловіків не знають про наявність у них апное.

Останнім часом дедалі більшого поширення набувають мобільні і недорогі пристрої, які містять сенсори для вимірювання сигналів, що пов'язані з диханням, зокрема, сенсори для вимірювання ECG, рівня насиченості крові киснем, сенсори для фіксації та вимірювання різних респіраторних рухів та деякі інші. У багатьох працях показано, як за допомогою використання машинного навчання і даних від сенсорів можна визначати апное:

- бінарна класифікація та визначення індексу апное-гіпопное;
- локалізація апное у часі;
- передбачення наступного епізоду апное.

У цій роботі розглянуто і проаналізовано:

- основні сенсори і сигнали, що можна використовувати для визначення апное;
- наявні набори даних для тренування моделей машинного навчання;
- найбільш передові підходи і методи машинного навчання, які можна використовувати для розв'язування типових задач, пов'язаних з визначенням апное.

СИГНАЛИ ТА СЕНСОРИ

Розглянемо основні типи сигналів, які можна використовувати для визначення апное.

Електрокардіографія

Електрокардіографія дає змогу вимірювати електричну активність серця за допомогою електродів, які прикріплюються до тіла. Будь-яка пара таких електродів дозволяє вимірювати різницю їх потенціалів. Результатом електрокардіографії є електрокардіограма, що по суті є графіком напруги за часом. В електрокардіограмах у лікарнях і лабораторіях зазвичай наявні 10 електродів, але в портативних пристроях для вимірювання електрокардіограми може бути тільки два електроди. Кожна з вимірюваних різниць потенціалів електродів називається відведеннями (leads).

Один цикл кардіограми складається з Р-хвилі, QRS-комплексу, Т-хвилі (інколи і U-хвилі) (рис. 1).

Застосовуючи традиційні техніки машинного навчання, зазвичай спочатку обробляють ECG для отримання похідних сигналів, таких як кількість серцевих скорочень за хвилину (heart rate), варіативність серцевого ритму (heart rate variability), амплітуда QRS комплексу [5].

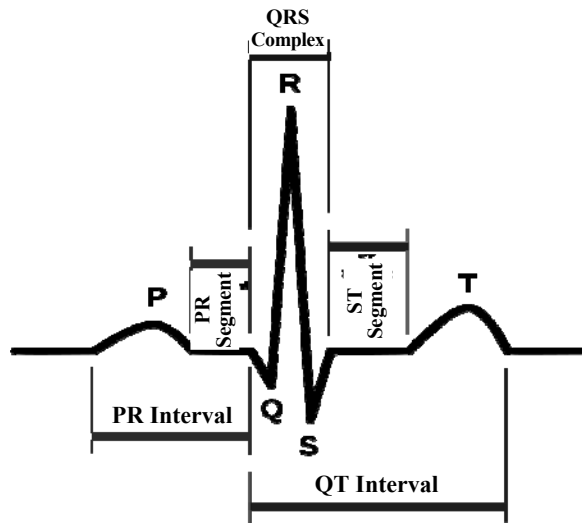


Рис. 1. Цикл кардіограми

За допомогою ECG можна визначати і респіраторні події, як наприклад у праці [6]. Як відрізняються RR-інтервали і площа QRS ділянок для нормального сну і для сну з апное показано на рис. 2 [7].

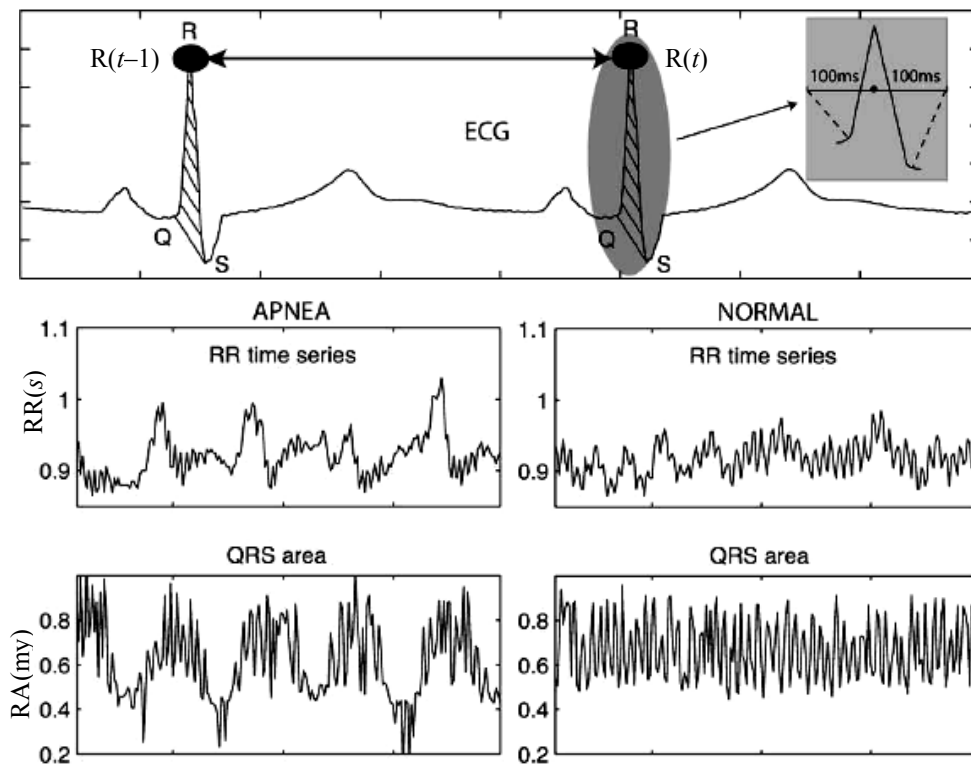


Рис. 2. RR-інтервали і площа QRS ділянок для нормального сну і для сну з апное

Для використання deep learning подібний ручний вибір ознак уже не застосовують, оскільки більш складні моделі здатні самостійно виділяти високорівневі характеристики.

В останнє десятиліття з'явилося багато портативних і доступних пристроїв для вимірювання ECG вдома, при цьому є пристрої як з одним відведенням, так і з декількома. Огляд основних таких пристроїв наведено у праці [8].

Фотоплетизмографія та рівень насиченості крові киснем

Фотоплетизмографія (PPG) використовується для вимірювання зміни об'єму крові, що проходить через певну тканину в тілі. Для цього застосовують фотоплетизмограф, що є простим пристроєм, який складається з джерела світла і світлочутливого сенсора. Кількість світла, що доходить до сенсора, залежить від довжини хвилі світла та від середовища, через яке це світло проходить. Розрізняють два види фотоплетизмографів: перші вимірюють кількість світла, що проходить крізь тканину, а другі — кількість світла, що відбивається від тканини [9].

Одним з основних застосувань фотоплетизмографії є пульсоксиметрія, що дозволяє вимірювати рівень насиченості крові киснем. Рівень насиченості крові киснем показує відношення кількості гемоглобіну, насиченого киснем, до сумарної кількості гемоглобіну в крові. Найбільш точним вимірюванням цього показника є тест артеріальної крові на газовий склад (SaO_2), але для цього необхідно взяти зразок крові і виконати її аналіз в лабораторії. Більш простим і доступним способом є застосування пульсоксиметрів, які використовують властивості крові по-різному пропускати світло залежно від рівня насиченості крові киснем. Пульсоксиметри дозволяють вимірювати периферійний рівень насиченості крові киснем (SpO_2), що є наближенням SaO_2 . Приклад сигналу з пульсоксиметра ілюструє рис. 3.

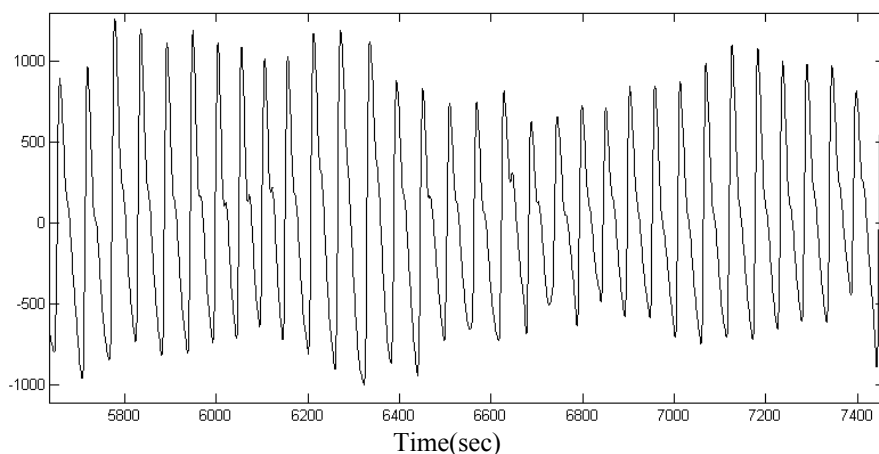


Рис. 3. Сигнал з пульсоксиметра [10]

Для застосування традиційних технік машинного навчання із сирих даних PPG спочатку конструюють відповідні характеристики, зокрема кількість часу із SpO_2 , що менший за певний рівень [11]. Крім цього, SpO_2 сенсори використовують для обчислення HRV [12]. За глибинного навчання низькорівневі характеристики із SpO_2 виокремлюються вже самою моделлю.

Актиграфія

Ще один вид сигналів, які дозволяють діагностувати апное уві сні, — це різні респіраторні рухи під час дихання. Основним сенсором у цьому випадку є акселерометр, що зазвичай вимірює прискорення вздовж трьох осей. Пристрій з акселерометром може розміщуватись на грудній клітці [13] або на трахеї. Здебільшого застосовують окремі малогабаритні пристрої з акселерометром, але можна скористатись і звичайними смартфонами, прикріпивши їх до спеціального респіраторного пояса.

Аудіо- та відеосигнали

Для роботи з аудіосигналами є два основні підходи.

1) Розв'язувати задачу класифікації про наявність апное за розмовною мовою, оскільки з мови можна визначати багато інформації, що стосується статі, віку, рис особистості та її здоров'я. Цей підхід використано у праці [14].

2) Визначати наявність апное за звуками дихання під час сну, оскільки вони різнитимуться для нормального дихання та для епізодів апное. Такий підхід використано у праці [15].

Можна також записувати звук і відео сну людини, що дає змогу визначати і рухи грудної клітки [16].

Однією з основних переваг використання аудіо- та відеосигналів є те, що відповідні сенсори (мікрофон і камера) є майже у будь-якому смартфоні, що робить використання зазначених підходів досить доступним. Іншою важливою перевагою є те, що до пацієнта не потрібно прикріплювати жодних додаткових пристроїв, а отже, це не буде впливати на сон.

Ороназальний потік повітря

Іншим сигналом для визначення апное може бути кількість повітря, яке проходить через дихальні шляхи. Для цього необхідно одягати спеціальну маску, яка містить сенсори для вимірювання кількості і тиску повітря, що проходить через ротову та носову порожнини. Такий підхід використано у праці [17]. Недолік таких сенсорів — вони можуть заважати сну більше ніж ті, що описано вище.

НАБОРИ ДАНИХ

Розглянемо набори даних, які збирались для дослідження апное уві сні та характеристики сигналів у них. Апное уві сні є досить дослідженим захворюванням, однак набори даних, які вже існують, часто містять у собі доволі багато різних сигналів з полісомнографії, зокрема EOG, EMG щелепи, які неможливо зняти з носимих пристроїв. Для побудови моделей, які працювали б із сигналами з носимих пристроїв, запропоновано орієнтуватись на сигнал ECG і SpO₂. Однак варто зауважити, що сигнали полісомнографії є також важливими для побудови якісних просторів ознак та алгоритмів автоматичного виділення ознак, навіть коли вони доступні лише під час тренування, а не під час використання моделі. Таку архітектуру моделі

з умовним змішуванням сигналів описано на прикладі з домену відеоаналізу у праці [18].

Нижче розглядаються шість наборів даних, п'ять з яких містять сигнал ECG, три — SpO₂ сигнал, що дозволяє застосовувати дані з них під час дослідження.

Sleep Heart Health Study PSG Database

Це найбільший набір даних, що містить 9736 сигналів полісомнографії [19]. У дослідженні брали участь 6441 людина. Дані знімалися у два підходи. У першому підході отримано дані 6441 полісомнографій, у другому підході брали участь 3295 з них.

Усі 9736 записів містять такі сигнали:

- EEG сигнал частотою 125 Гц;
- EOG сигнал частотою 50 Гц;
- EMG сигнал щелепи частотою 125 Гц;
- ECG сигнал, знятий з першого підходу частотою 125 Гц; ECG сигнал, знятий з другого підходу, — 250 Гц;
- анотації.

Набір містить детальну статистику популяції, на якій були зібрані дані. Набір даних містить ще декілька сигналів, однак наведені сигнали можна використати для вивчення ефективних просторів ознак.

Apnea-ECG Database

Цей набір даних для дослідження проблеми детекції апное [20] містить 70 записів — 35 навчальних, 35 тестових — довжиною від семи до десяти годин кожен. Крім цього, набір містить детальну статистику популяції, на якій були зібрані дані.

Усі 70 записів містять:

- ECG сигнал частотою 100 Гц;
- анотацію апное;
- автоматичну QRS анотацію.

Набір містить 8 записів SpO₂ сигналу, а також кілька сигналів, які не є релевантними для дослідження.

Sleep-EDF Database Expanded

Є дуже повним набором даних з 197 записами від 74 людей, однак він не містить сигналу ECG [21]. Утім цей набір даних можна використовувати для поліпшення вивчених просторів ознак.

Усі 197 записів містять:

- EEG сигнал частотою 100 Гц;
- EOG сигнал частотою 100 Гц;
- EMG щелепи частотою 100 Гц;
- анотації-маркери апное частотою 1 Гц.

Набір містить також детальну статистику популяції, на якій були зібрані дані.

St. Vincent's University Hospital / University College Dublin Sleep Apnea Database

Містить 25 записів нічного сну [22]. Усі 25 записів містять сигнали полісомнографії — EEG, EOG, EMG, а також ECG і SpO₂ сигнал з пульсоксиметра на пальці. Цей набір даних також надає досить детальну статистику популяції, з якої отримано сигнали.

Apnea HRV Dataset

Є найновішим — дані були зібрані у 2014 р. [23]. Набір містить 77 записів від 77 людей з детальними статистиками популяції. Кожен запис містить ECG сигнал частотою 200 Гц, а також сигнали EEG, EOG, EMG.

MIT-BIH Polysomnographic Database

Має 18 записів, 1:18–6:30 годин кожен [24]. Набір містить 18 ECG сигналів з апное анотацією та сигналами полісомнографії — EEG, EOG, EMG щелепи; для 5 записів є сигнал SpO₂, однак пульсоксиметр тут використовувався на мочці вуха. Статистики ознак популяції також наведено в описі даних з цього набору.

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ АПНОЕ УВІ СНІ

Розглянемо методи машинного навчання, що застосовувалися для виявлення апное уві сні. Частина з розглянутих нижче праць стосується безпосередньо автоматичного аналізу сигналів, які можна отримати з носимих сенсорів; інші праці містять більш загальний аналіз сигналів, за якими можна діагностувати епізод апное уві сні, тобто такими, які корисні для розуміння динаміки пов'язаних фізіологічних процесів, або ж для огляду інших сигналів, які потенційно можуть мати діагностичну цінність.

Праця [25] не фокусується на використанні сигналів, зазвичай доступних з носимих сенсорів (ECG, PPG, SpO₂). Натомість використовуються всі сигнали PSG. Таким чином, оцінюється можливість застосування методів машинного навчання для встановлення діагнозу за записами PSG — що наразі виконується відповідними експертами вручну.

Це дослідження є цікавим з точки зору використання мультимодальних комбінованих архітектур нейронних мереж: CNN застосовуються для моделювання локальних просторово-часових характеристик 30-секундних фрагментів PSG, а отримані в результаті ознаки (репрезентації) потім подаються на вхід RNN, які моделюють довготривалі часові залежності. Розроблену RCNN архітектуру показано на рис. 4.

У результаті отримано рівень точності класифікації, близький до людського в таких категоріях: визначення стадій сну, апное та рухів кінцівок. Це показує перспективність методів машинного навчання, які враховують необроблені сигнали різних модальностей, а також у цілому можливості автоматично аналізувати сон та діагностувати апное уві сні.

Далі розглянемо дослідження, які використовують непрямі ознаки апное уві сні, записані з неконтактних сенсорів.

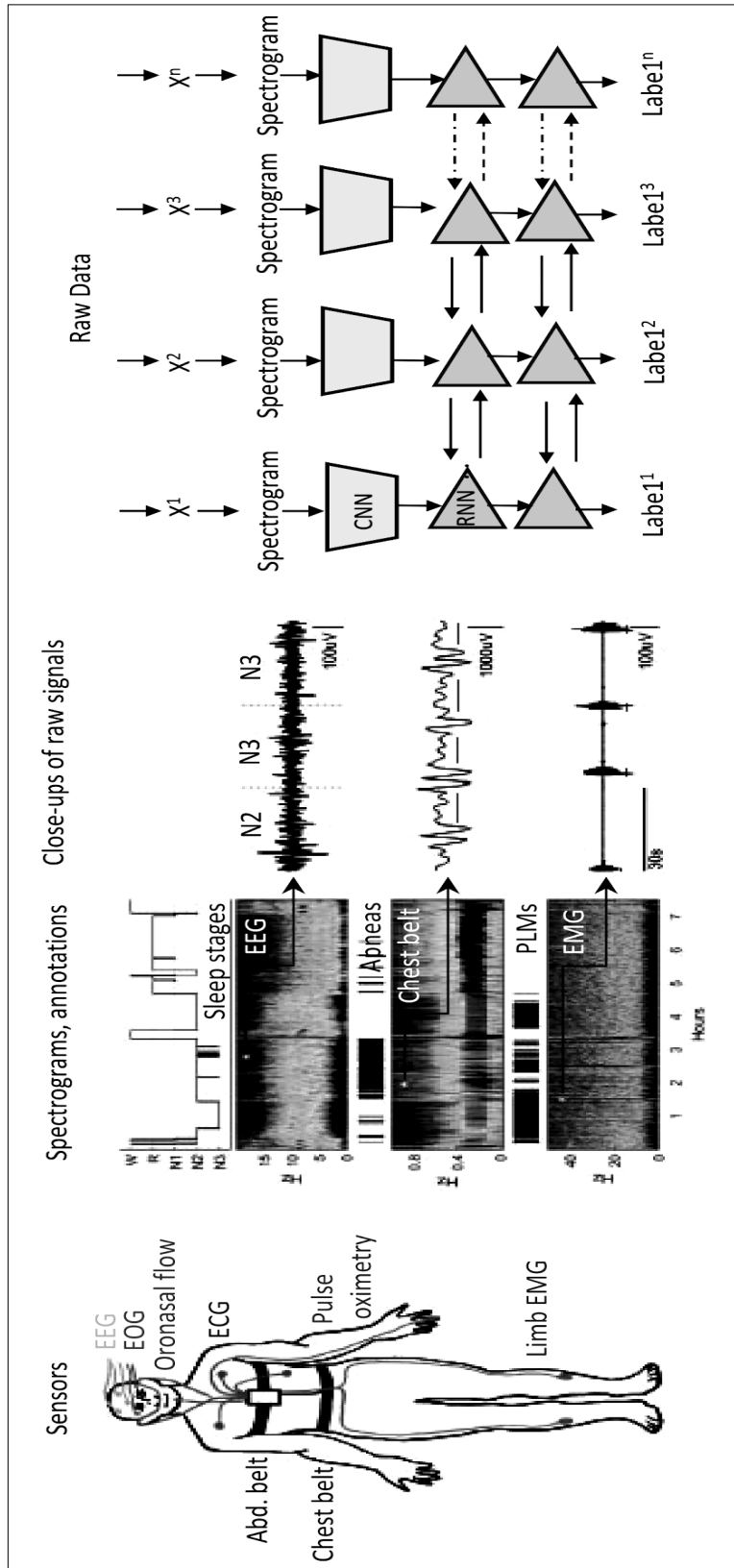


Рис. 4. Комбінована архітектура RCNN, запропонована у праці [25]

У статті [14] пропонується модель передбачення обструктивного апное уві сні за записами мови (спонтанними та записаними у спеціалізованій медичній установі).

У ході цього дослідження отримано результати, що вказують на ефективність використання мови як біомаркера для виявлення апное: досягнуто TPR 88% і TNR 80%.

Використання запису мови обґрунтовується тим, що до OSA призводять анатомічні та функціональні зміни верхніх дихальних шляхів, які можуть проявлятися під час говоріння.

Модель натреновано на наборі даних, що містять записи розмови португальською мовою, і цілком можливо, що перенесення результатів на інші мови потребуватиме перетреновування або дотреновування моделі відповідною мовою через можливі фонетичні особливості. Варто зазначити, що, незважаючи на використання контрольного набору даних (записи мови людей без апное), вибірка є надто малою і може бути упередженою. Більш переконливі результати можна було б отримати, порівнюючи записи мови однієї і тієї самої людини до та після виникнення захворювання, але збирання таких даних потребуватиме великої кількості часу та участі більшої кількості суб'єктів.

У новішій праці [26] на більшому наборі даних отримано нижчу точність (76,6%), незважаючи на застосування більш сучасних підходів (моделювання акустичних підпросторів, вивчення репрезентацій нейронною мережею). Основний внесок цієї праці — використання доменно-змагального тренування (domain-adversarial training) для зменшення ефекту джерел мінливості, таких як вік або BMI пацієнта. Утім такі результати показують певний вплив апное уві сні на голос, хоча поточні дослідження не досягають достатньої точності для надійної діагностики.

У праці [15] також використовується звуковий сигнал, але такий, який містить запис звуків (дихання) безпосередньо під час сну. Автори отримали достатню точність, щоб показати, що за таким сигналом можна діагностувати OSA з певною точністю: вони досягли точності 92,5% у бінарній класифікації і 88,3% у класифікації за ступенем розладу сну (чотири класи). Автори зазначають, що використовували мікрофон невисокої якості, що може спростити розгортання такої системи моніторингу.

Під час дослідження застосовувався закритий набір даних, що робить відтворення результатів неможливим і ускладнює удосконалення запропонованого методу. Варто відзначити, що у відкритому доступі немає жодного набору даних із записами аудіовізуальних сигналів, записаних під час сну. Імовірно це пояснюється підвищеною необхідністю захистити приватність пацієнтів під час запису таких даних.

На відміну від попереднього дослідження автори [16] використовували ширший набір даних: вони запропонували метод детекції різних респіраторних подій за допомогою відео- та аудіозапису сплячої людини. Це досягається за рахунок оптимізації параметрів моделі двох еліпсів (один з яких визначає позицію грудної клітки, другий — черевної порожнини). Отримані ознаки комбінуються з аудіоінформацією. Із результуючого набору ознак визначаються респіраторні події за допомогою SVM класифікатора.

Автори використали інфрачервоний сенсор системи Microsoft Kinect для отримання об'ємного відео. Як і інші системи безконтактної детекції апное це вирішення має переваги, оскільки традиційні системи полісомнографії дуже дорогі і використовують контактні сенсори, які можуть погіршити якість сну.

Результати експериментів було порівняно із вручну розміченими даними полісомнографії і отримано близькі до ідеальних результати (0,4% похибки). Оскільки отримані результати кращі за отримані у дослідженні [15], видається, що відео (і отримані з нього позиції грудної клітки та черевної порожнини) додають корисний сигнал. Однак варто зазначити, що незрозуміло, чи стійкий даний метод до змін у розташуванні камери. Для збирання даних камеру було розташовано в одній і тій самій позиції; у разі розгортання системи, якщо користувачі встановлюватимуть камеру вдома самостійно, кут огляду пацієнта може бути іншим.

Перейдемо до огляду методів, безпосередньо релевантних щодо використання сигналів, записаних з носимих сенсорів.

Основним внеском [27] є використання моментального пульсу (IHR) як єдиної ознаки для класифікації апное уві сні за допомогою LSTM. У ході експериментів отримано F1 score = 1,0 на наборі даних Apnea-ECG. Це показує перспективи використання моментального пульсу як стійкої ознаки для детекції апное уві сні. Іншим цікавим аспектом є те, що автори використали набір даних із записами ECG пацієнтів з аритмією як контрольний, таким чином, навчивши модель відрізняти зміни в пульсі, що притаманні аритмії, від викликаних апное уві сні.

Це дослідження показує перспективність використання носимих сенсорів для діагностики апное уві сні. Утім застосовність цієї єдиної ознаки на даних з носимих сенсорів потребує подальшого дослідження. У цьому дослідженні пульс визначався за даними ECG, записаними в медичній установі за допомогою якісного обладнання. Носимі сенсори (такі як фітнес-трекери) мають набагато нижчу точність (можливо різну залежно від діапазону значень; скажімо, фітнес-трекери можуть бути оптимізовані для високих значень пульсу, які спостерігаються під час занять спортом). До того ж, крім якості апаратного забезпечення таких приладів, на вимірювання впливають інші фактори (наприклад, наручний вимірник може нещільно прилягати до зап'ястя) та випадковий шум. Цілком можливо, що для застосування машинного навчання для виявлення апное уві сні за сигналами з носимих приладів буде корисним застосування мультимодальних сигналів, урахування яких компенсуватиме зазначені систематичні похибки та випадкові шуми.

Праця [28] є ще одним прикладом дослідження, у якому використовується лише одна ознака для класифікації апное уві сні. У наведених експериментах використання SpO₂ переважало за точністю IHR, даючи майже ідеальні результати. Використання комбінації SpO₂ + IHR продовжує покращувати результати. Таким чином, застосовуючи пристрої, які вимірюють PPG, можна виділити обидві ці ознаки та отримати прийнятну точність класифікації.

Ще одним дослідженням, у якому використано похідну ознаку, отриману з ECG, є [29]. У цій праці використовуються LSTM, що навчаються на RR інтервалах (тобто часових інтервалах між R-хвилями на ECG). При цьому використовувалися досить короткі часові вікна, результати з яких агрегувалися.

Незважаючи на високу точність (97,80%), отриману на наборі даних Арпеа-ECG, видається, що на більших вибірках можуть знадобитися моделі, що враховують більш довгостроковий контекст. Це потенційно можна виконати за допомогою архітектур типу Transformer, або комбінації CNN + RNN (у яких одновимірні CNN виокремлюють ознаки з невеликих часових вікон, і послідовність цих ознак потім обробляється RNN) аналогічно праці [25].

Праця [30] є прикладом застосування мультимодального машинного навчання для аналізу сигналів, отриманих з найбільшої кількості носимих сенсорів: ECG, SpO₂, сигнали з респіраторних ременів. У ній описується новий підхід (Branched Fusion Method with Backward Shortcut Connections (BFM-SC)) до детекції апное за даними з багатьох сенсорів, що використовує зворотні обхідні з'єднання (Backward Shortcut Connections) в архітектурі нейронної мережі. Цю архітектуру показано на рис. 5 (діаграма *г*); у роботі цей підхід порівнюється з архітектурами (*а*)–(*в*).

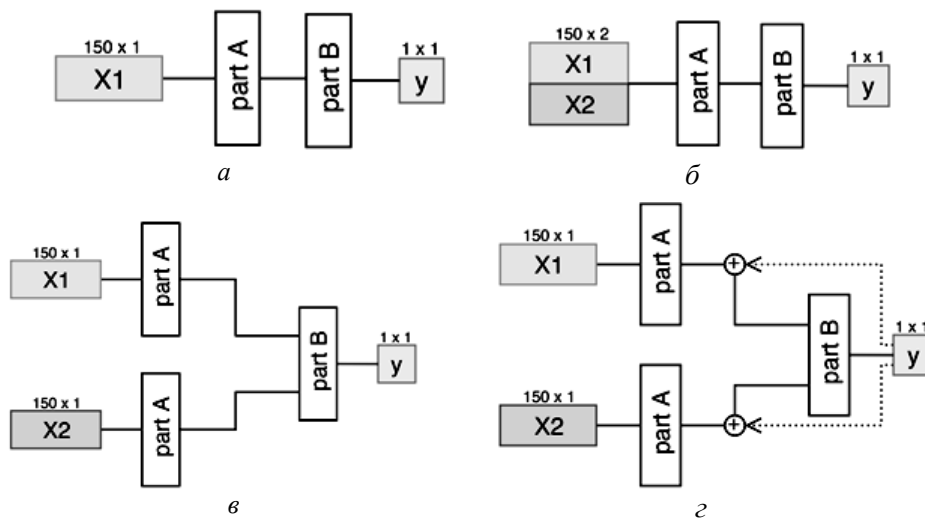


Рис. 5. Архітектури сенсорного синтезу [30]: *а* — Single Input Method (SIM); *б* — Multi Input Method (MIM); *в* — Branched Fusion Method (BFM); *г* — Branch Fusion Method with Backward Shortcut Connection (BFM-SC)

Запропонований метод BFM-SC переважає BFM, оскільки під час тренування нейронної мережі максимізується використання даних з кожного сенсора одночасно, у той час як у BFM можлива ситуація, коли один з каналів надаватиме достатньо інформації, а інші матимуть нульову вагу.

Цей підхід, як стверджується, дає кращі результати (перевірено на наборі даних Sleep-Heart-Health-Study-1) порівняно з двома простішими підходами до сенсорного синтезу:

1) конкатенація декількох сигналів в один, який подається на вхід нейронної мережі (Multi Input Method, MIM) — метод раннього синтезу (early fusion);

2) поділ нейронної мережі на дві частини, де перша частина отримує на вхід сигнали від сенсорів і повертає їх репрезентації, які, у свою чергу, подаються на вхід другій частині, яка вже повертає результат (Branched Fusion Model, BFM) — метод пізнього синтезу (late fusion).

Авторами отримано AUPR від 0,61 до 0,78 залежно від групи пацієнтів у наборі даних Sleep-Heart-Health-Study-1. Ця робота є найновішою з розглянутих і містить найкращі результати; тому бачимо, що ці результати далекі від ідеальних, а набір даних Sleep-Heart-Health-Study-1 більший і складніший для класифікації порівняно з Арпеа-ECG. Це показує, що проблему автоматичного визначення апное уві сні за сигналами з носимих сенсорів ще не вирішено, і це обґрунтовує необхідність подальших досліджень з пошуку ефективніших методів машинного навчання, або ж методів їх поєднання з класичними методами з галузей цифрового оброблення сигналів і статистики.

Більшість підходів до детекції апное є реактивними: вони визначають епізод апное через деякий час після його виникнення, або навіть після закінчення. У праці [31] автори застосували непараметричну статистичну модель Dirichlet-Process Mixture-Gaussian-Process (DPMG) для прогнозування часу, що залишається до переходу з нормального стану до епізоду обструктивного апное уві сні.

Під час тестування підходу на наборі даних, що містить дані з відкритих джерел, а також деякі закриті дані, автори виявили ймовірності правильного визначення передбачення апное на рівні від 61,1% (упродовж наступних п'яти хвилин) до 83,6% (упродовж наступної хвилини).

Це дослідження корисне для вивчення динаміки виникнення епізодів апное, а також для побудови систем, що допомагають проводити медичні інтервенції до виникнення гострих симптомів.

Нещодавні успіхи моделей, що базуються на архітектурах нейронних мереж з увагою та архітектурі типу Transformer у різних галузях машинного навчання — починаючи від оброблення природної мови і закінчуючи передбаченням часових рядів — дозволяють припустити успішне застосування таких моделей для проблеми детекції апное. Ураховуючи мультимодальну природу даних дослідження, можна застосовувати підхід типу суміш експертів просторів вивчених ознак, які використовують архітектуру трансформер та механізм самоуваги для вирішення проблеми класифікації [18], де експертами у розгляданому випадку можуть бути простори вивчених ознак різних сигналів. Цей підхід дуже гнучкий; він дозволяє проводити класифікацію із застосуванням лише тих сигналів, які доступні в конкретний момент часу для конкретного запису, а не всі.

Узагальнений огляд проаналізованих методів наведено в таблиці.

Узагальнений огляд методів

Дослідження	Мета	Сигнали	Висновки / результати
[25]	Визначення стадій сну, апное та рухів кінцівок за даними PSG	Усі сигнали PSG: ECG, EMG, SaO ₂ та ін.	Близький до людського рівень точності в разі автоматичного аналізу
[14]	Визначення ефективності використання запису мови як біомаркера OSA	Аудіо (запис) людської мови	Мова має певні ознаки, які корелюють з OSA. Точність недостатня для надійної діагностики
[26]	Визначення ефективності використання запису мови як біомаркера OSA	Аудіо (запис) людської мови.	Використання доменно-змагального тренування (domain-adversarial training) для зменшення ефекту джерел мінливості, таких як вік або BMI пацієнта, підвищує точність класифікації
[15]	Визначення апное уві сні за звуками дихання під час сну	Аудіо (запис звуків дихання під час сну)	За звуками дихання під час сну можна діагностувати OSA з певною точністю
[16]	Детекція різних респіраторних подій за допомогою відео- та аудіозапису сплячої людини	Аудіо + відеозапис сплячої людини	Висока точність класифікації, відповідно відео (і отримані з нього позиції грудної клітки та черевної порожнини) додає корисний сигнал (порівняно з використанням лише аудіо)
[27]	Класифікація апное уві сні моделлю LSTM за єдиною ознакою — пульсом (IHR)	Пульс, визначений за ECG	Пульс є інформативною ознакою для детекції апное. Застосовність моделей, що використовують лише одну ознаку, потребує подальших досліджень
[28]	Огляд поодиноких ознак, за якими можна класифікувати апное уві сні	IHR, SpO ₂ та ін.	Використання SpO ₂ дає високу точність. Застосування комбінації SpO ₂ + IHR надалі покращує результати. Показує перспективність використання сенсорів, що вимірюють PPG
[29]	Визначення апное уві сні за RR інтервалами	RR інтервали, розраховані з ECG	Ця ознака корелює з апное; класифікація за нею дає високу точність. Урахування більш довгострокового контексту може дати кращі результати
[30]	Розроблення нового методу сенсорного синтезу	Велика кількість сигналів, отриманих з носимих сенсорів: ECG, SpO ₂ , сигнали з респіраторних ременів	Дослідження архітектур нейронних мереж, що найкращим чином ураховують мультимодальні сигнали, перспективні. Є прикладом передових результатів, які не досягають точності, достатньої для якісної діагностики, відповідно, задача класифікації апное уві сні не є повністю вирішеною
[31]	Прогнозування апное уві сні	Вручну створені ознаки, що базуються на HRV (з ECG)	Прогнозування апное уві сні за сигналом ECG можливе з прийнятною точністю за одну–три хвилини до епізоду апное

ВИСНОВКИ

Апноє уві сні є складним захворюванням, яке наразі недостатньо діагностоване через складності отримання аналізів пацієнта. У роботі розглянуто підходи діагностування апноє уві сні за допомогою сигналів з носимих сенсорів у домашніх умовах, а також наявні набори даних, які можна використати для побудови і тестування розроблених моделей та алгоритмів. Описані методи (для класифікації, локалізації та прогнозування апноє уві сні) та набори даних дозволяють очікувати, що детекція апноє за допомогою сигналів з носимих сенсорів можлива і дасть змогу діагностувати хворобу у великій кількості людей, що уможливить їх лікування та поліпшення рівня життя. Огляд опублікованих методів показує, що перспективним напрямом дослідження є розроблення складніших моделей машинного навчання, які ефективніше використовують мультимодальні сигнали.

ЛІТЕРАТУРА

1. L. Almazaydeh, K. Elleithy, and M. Faezipour, "A Panoramic Study of Obstructive Sleep Apnea Detection Technologies", *28th International Conference on Computers and Their Applications*, 2013.
2. F.W. Ward et al., "Home Diagnosis of Sleep Apnea: A Systematic Review of the Literature", *Chest*, no. 124(4), pp. 1543–1579, 2003.
3. T. Young, L. Evans, L. Finn, and M. Palta, "Estimation of the Clinically Diagnosed Proportion of Sleep Apnea Syndrome in Middle-aged Men and Women", *Sleep*, no. 20(9), pp. 705–706, 1997.
4. *Electrocardiography* [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Electrocardiography>.
5. C. Varon et al., "A Novel Algorithm for the Automatic Detection of Sleep Apnea From Single-Lead ECG", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, no. 62(9), pp. 2269–2278, 2015.
6. M. Bsoul, H. Minn, and L. Tamil, "Apnea MedAssist: Real-time Sleep Apnea Monitor Using Single-Lead ECG", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, no. 15(3), pp. 416–427, 2011.
7. M. Mendez et al., "Sleep Apnea Screening by Autoregressive Models From a Single ECG Lead", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, no. 56(2), pp. 2838–2850, 2009.
8. A. Bansal and R. Joshi, "Portable out-of-hospital electrocardiography: A review of current technologies", *Journal of Arrhythmia*, no. 34(2), pp. 129–138, 2018.
9. T. Tamura, "Current progress of photoplethysmography and SPO2 for health monitoring", *Biomedical Engineering Letters*, no. 9(1), pp. 21–36, 2019.
10. *Photoplethysmogram* [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Photoplethysmogram>
11. A. Burgos, A. Goñi, A. Illarramendi, and J. Bermúdez, "Real-time detection of apneas on a PDA", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, no. 14, pp. 995–1002, 2010.
12. G. Angius and L. Raffo, "A sleep apnoea keeper in a wearable device for continuous detection and screening during daily life", *2008 Computers in Cardiology*, pp. 433–436, 2008.
13. A. Petrenko, R. Kyslyi, and I. Pysmennyi, "Detection of human respiration patterns using deep convolution neural networks", *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 4, pp. 6–13, 2018.

14. C.M. Botelho, I. Trancoso, A. Abad, and T. Paiva, "Speech as a Biomarker for Obstructive Sleep Apnea Detection", *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 5851–5855, 2019.
15. T. Kim, J. Kim, and L. Kyogu, "Detection of sleep disordered breathing severity using acoustic biomarker and machine learning techniques", *BioMedical Engineering OnLine*, no. 17, 2018.
16. C. Yang et al., "Sleep Apnea Detection via Depth Video & Audio Feature Learning", *IEEE Transactions on Multimedia*, no. 19, pp. 822–835, 2017.
17. Rohan S. Puri et al., "Design and preliminary evaluation of a wearable device for mass-screening of sleep apnea", *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 1870–1873, 2016.
18. A. Miech, I. Laptev, and J. Sivic, "Learning a Text-Video Embedding from Incomplete and Heterogeneous Data", *ArXiv*, 2018.
19. Guo-Qiang Zhang et al., "The National Sleep Research Resource: towards a sleep data commons", *Journal of the American Medical Informatics Association: JAMIA*, no. 25, pp. 1351–1358, 2018.
20. T. Penzel, G. Moody, and R. Mark, "The apnea-ECG database", *Computers in Cardiology 2000*, no. 27, pp. 255–258, 2000.
21. B. Kemp et al., *The Sleep-EDF Database [Expanded]*, 2018. [Online]. Available: <https://physionet.org/content/sleep-edfx/1.0.0/>. doi: 10.13026/C2X676
22. W. McNicholas et al., *St. Vincent's University Hospital / University College Dublin Sleep Apnea Database*. 2004. [Online]. Available: <https://physionet.org/content/ucddb/1.0.0/>. doi: 10.13026/C26C7D.
23. A.G. Ravelo-García, "APNEA HRV DATASET", *Mendeley*, 2018. [Online]. Available: <https://data.mendeley.com/datasets/vv6wdpbrsh/1>.
24. A. Goldberger et al., "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals", *Circulation*, no. 101, pp. E215–20, 2000.
25. S. Biswal, H. Sun, and B. Goparaju, "Expert-level sleep scoring with deep neural networks", *Journal of the American Medical Informatics Association: JAMIA*, no. 25, pp. 1643–1650, 2018.
26. J.M. Perero-Codosero et al., "Modeling Obstructive Sleep Apnea Voices Using Deep Neural Network Embeddings and Domain-Adversarial Training", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, no. 14, pp. 240–250, 2020.
27. R.K. Pathinarupothi et al., "Instantaneous heart rate as a robust feature for sleep apnea severity detection using deep learning", *IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, pp. 293–296, 2017.
28. R.P. Krishnan et al., "Single Sensor Techniques for Sleep Apnea Diagnosis using Deep Learning", *IEEE International Conference on Healthcare Informatics (ICHI)*, pp. 524–529, 2017.
29. M. Cheng et al., "Recurrent Neural Network Based Classification of ECG Signal Features for Obstruction of Sleep Apnea Detection", *IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*, no. 2, pp. 199–202, 2017.
30. T. Van Steenkiste, D. Deschrijver, and T. Dhaene, "Sensor Fusion using Backward Shortcut Connections for Sleep Apnea Detection in Multi-Modal Data", *Machine Learning for Health Workshop*, pp. 112–125, 2020.
31. T.Q. Le and S.T. Bukkapatnam, "Nonlinear Dynamics Forecasting of Obstructive Sleep Apnea Onsets", *PLoS ONE*, no. 11, 2016.

Надійшла 22.09.2020

INFORMATION ON THE ARTICLE

Dmytro A. Tkachenko, ORCID: 0000-0003-2804-7305, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: me@dmitriytkachenko.com

Ihor V. Krush, ORCID: 0000-0001-7083-1799, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: ihor@kroosh.me

Vitalii G. Mykhalko, ORCID: 0000-0002-1811-8344, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: vitalii.mykhalko@gmail.com

Anatolii I. Petrenko, ORCID: 0000-0001-6712-7792, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: tolja.petrenko@gmail.com

MACHINE LEARNING FOR DIAGNOSIS AND MONITORING OF SLEEP APNEA / D.A. Tkachenko, I.V. Krush, V.G. Mykhalko, A.I. Petrenko

Abstract. This paper contains a review and analysis of applications of modern machine learning approaches to solve sleep apnea severity level detection by localization of apnea episodes and prediction of the subsequent apnea episodes. We demonstrate that signals provided by cheap wearable devices can be used to solve typical tasks of sleep apnea detection. We review major publicly available datasets that can be used for training respective deep learning models, and we analyze the usage options of these datasets. In particular, we prove that deep learning could improve the accuracy of sleep apnea classification, sleep apnea localization, and sleep apnea prediction, especially using more complex models with multimodal data from several sensors.

Keywords: monitoring, respiratory illnesses, deep learning, polysomnography, sleep apnea, CNN.

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ ПРИ ДИАГНОСТИРОВАНИИ И МОНИТОРИНГЕ СОННОГО АПНОЭ / Д.А. Ткаченко, И.В. Круш, В.Г. Михалько, А.И. Петренко

Аннотация. Рассмотрено и проанализировано использование современных подходов машинного обучения для решения задач определения уровня сложности апноэ во сне путем локализации эпизодов апноэ во времени и предсказании последующих эпизодов апноэ. Продемонстрировано, что с помощью сигналов от доступных портативных сенсоров можно с относительно высокой точностью решать типичные задачи для определения апноэ во сне, а также рассмотрены основные публичные наборы данных для тренировки соответствующих моделей глубинного обучения и варианты их возможного использования. В частности, доказано, что использование глубинного обучения может повысить точность классификации, локализации и предсказания апноэ, особенно с помощью использования более сложных моделей глубинного обучения с учетом мультимодальных данных из нескольких сенсоров.

Ключевые слова: мониторинг, респираторные заболевания, глубинное обучение, полисомнография, сонное апноэ, CNN.