

УДК 004.891.3

Медицина діагностика здоров'я на дому як сервіс

А. І. Петренко

Інститут прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського», Київ

Резюме

Вступ. Дистанційне спостереження за хворими є одним з ключових міжнародних напрямків в інформатизації охорони здоров'я. Обумовлено це збільшенням частки осіб похилого віку, зростанням хронічних захворювань, перевантаженістю амбулаторно-поліклінічної ланки, незадоволеністю пацієнтів наданої їм допомогою.

Методи. Досліджені інформаційно-аналітичні засоби підвищення ефективності бездротових сенсорних мереж (БСМ), які використовують мобільні пристрої і спеціалізовані програмні додатки для збору агрегованих даних про стан здоров'я пацієнтів, наданням цієї інформації фахівцям-практикам, дослідникам і самим пацієнтам, що дозволяють дистанційно діагностувати різні захворювання, підтримуючи зв'язок і отримуючи попередній діагноз і рекомендації з лікування.

Результати. Запропонована сервіс-орієнтована архітектура БСМ для медицини з депозитарієм сервісів, створених сумісними зусиллями, що принципово дозволяє вирішити задачу сумісності (interoperability) БСМ різних розробників при їх об'єднанні у глобальну мережу, яка у недалекому майбутньому може стати найбільшою мережею людства. Обґрунтована можливість компенсації певних недоліків і незручностей використання простих портативних натільних сенсорів за рахунок методів глибинного навчання, зокрема, використання новітніх згорткових нейронних мереж (CNN) для налагодження необхідних діагностичних процедур.

Висновки. Для пацієнтів такі системи дозволяють виконувати на дому вимірювання показників захворювання, при цьому лікар, родичі (та/або швидка допомога) оповіщаються автоматично, якщо життєві показники пацієнта наближаються до небезпечної межі. Для лікаря стає можливим віддалений моніторинг стану пацієнта, оперативна зміна плану його лікування, підтримки контакту з пацієнтом, а також можливість проведення консультацій з колегами і фахівцями у режимі телесеансів з конфіденційною передачею даних пацієнта.

Ключові слова: дистанційний моніторинг; респіраторні хвороби; глибинне навчання; полісомнографія; сонне апное; сервіс-орієнтована архітектура; хмарні і прикінцеві обчислення.

ISSN 1812-7231 *Клін. інформат. і Телемед.* 2021, т. 16, вип. 17, сс. 13–19. <https://doi.org/10.31071/kit2021.17.04>

1. Вступ

Послуги з медичної допомоги на дому стрімко наростають в світі і Україні. Медицина діагностика на дому може мати різноманітні застосування, які включають:

- **скринінг**, коли виявляються ознаки проблеми зі здоров'ям до того, як виникнуть будь-які симптоми, що може допомогти уникнути несвідомого поширення захворювання на інших;
- **діагностику**, або виявлення причини проблеми зі здоров'ям після появи симптомів. Наприклад, домашні тести можуть виявити інфекційні захворювання, такі як COVID-19;
- **моніторинг**, або відстеження того, як змінюється здоров'я людини з часом або у відповідь на лікування. Прикладом моніторингу є домашні пристрої, які дозволяють людям з діабетом вимірювати рівень цукру в крові;
- **оцінку ризику захворювання**: у деяких ситуаціях тестування може виявити, коли у людини є більший ризик розвитку захворювання. Наприклад, деякі генетичні тести можуть шукати мутації ДНК, які пов'язані з певними типами раку, такими як мутації гена BRCA та підвищений ризик раку молочної залози та яєчників;
- **оптимізацію здоров'я**: деякі тести не шукають конкретну проблему, натомість вони розроблені, щоб допомогти зрозуміти один або кілька аспектів фізичного, психічного чи емоційного здоров'я пацієнта. Ці тести можуть виміряти рівень гормонів, поживних речовин або інших речовин, щоб дати більше інформації про стан здоров'я.

Дистанційне спостереження за хворими є одним з **ключових міжнародних напрямків в інформатизації охорони здоров'я**. Дистанційний моніторинг здійснюється на основі як програмних додатків, так і телемедичних технологій.

Використання додатків дозволяє провести структурування і первинний аналіз діагностичних даних, отриманих в ході обстеження хворого або моніторингу його стану. Також за допомогою даних програм пацієнти можуть самостійно оцінити больові відчуття і інші симптоми, ступінь обмеження певних функцій, розрахувати різні індекси активності або тяжкості захворювання і відправити їх лікарю.

Спеціальні програми у вигляді електронного щоденника допомагають хворим систематизувати весь обсяг суб'єктивних даних і спостерігати перебіг захворювання.

В західних країнах медицина допомога на дому здійснюється головним чином з допомогою **бездротових сенсорних мереж (БСМ)** мобільних пристроїв.

Сьогодні існують десятки таких БСМ в різних країнах світу, наприклад, Google Health, Microsoft Health Vault, Dossia, Live Net, Amon, Auranet, Lifeguard, SmartVest, MicaZ та ін. [1–5].

Узагальнена архітектура таких БСМ інтегрує натільні датчики пацієнтів, датчики навколишнього середовища, засоби управління серверними даними, систему аналізу даних та локальний або віддалений інтерфейс користувача.

Зараз існуючі БСМ відрізняються між собою не тільки своїм призначенням і біо-сенсорами та алгоритмами обробки їх сигналів, а також і архітектурою, схемними рішеннями, протоколами обміну даними і зв'язку, інтелектуальними алгоритмами розпізнавання захворювань.

За останні три роки з тематики БСМ було опубліковано значну кількість статей, що свідчить про велику зацікавленість дослідницької спільноти до цієї теми.

2. Матеріали і методи дослідження

Медична діагностика на дому, як сервіс, сприятиме створенню на третьому етапі проведення медичної реформи в Україні мобільної платформи, що забезпечує прийняття обґрунтованих рішень щодо лікування хворих шляхом моніторингу лікарями зі своїх смартфонів або планшетів електронних медичних записів пацієнтів.

Впровадження сервіс-орієнтованого підходу до композиції прикладних застосувань для пацієнта, лікаря і функціонування усієї мобільної платформи прискорює процес їх створення і робить його гнучким. Такий підхід піддається модернізації та адаптації до завдань підтримки конкретних маршрутів лікування окремих хворих шляхом масштабування сервісів: виключення деяких з них, додавання нових, заміни одних на інші того самого призначення.

Перенесення усіх медичних сервісів і застосувань у хмару призводить до зменшення капітальних витрат та використання наявних активів, підвищення швидкості та гнучкості розробки та надання нових (диференційованих) сервісів, ефективного управління відносинами з клієнтами у хмарі.

Вимірювання і моніторинг дихання – це дуже важливий параметр в клініко-діагностичній сфері. Аномальна частота дихання (ЧД) і зміни ЧД – важливі індикатори значної фізіологічної нестабільності. Необхідність респіраторного моніторингу швидко зростає в області медицини для діагностики різних серцево-легеневих хвороб. В амбулаторних умовах інтенсивної терапії складно контролювати дихання.

Останнім часом було запропоновано отримувати сигнали дихання (EDR) з сигналу ЕКГ в одному відведенні [6]. Це дозволяє контролювати ЕКГ і сигнал дихання одночасно. Але технічно не просто організувати збір сигналів ЕКГ і їх оброблювати в реальному часі протягом тривалого періоду, тому застосовуються накопичувачі ЕКГ сигналів (холтери), наприклад, протягом 2–4 діб із наступним їх обробленням.

В умовах пандемії COVID-19 наявність порушень дихання обґрунтовано вважається загрозливим фактором ризику, що веде до суттєвого ускладнення перебігу захворювання на коронавірусну інфекцію. Вчасне виявлення прихованих проблем дихальної діяльності особливо критично важливе для життя людей в умовах пандемії.

Сонне апное (апное під час сну) є загальним захворюванням, яке вражає як дітей, так і дорослих. Статистика показує, що приблизно 100 мільйонів людей в світі підозрюється, що вони мають апное під час сну, з яких більше 80% залишаються не діагностованими (тільки в США від 18 до 50 мільйонів людей). Поширеність апное у дітей становить 0,7–3%, причому пік захворюваності припадає на дітей дошкільного віку. Апное під час сну притаманне 5–7% людей, старших за 30 років, а у тих, кому за 65 років, частота захворювання може досягати 60%. В Україні не менше 320 тис. хворих на апное під час сну (що складає 5–7% людей, старших за 30 років), при цьому кількість таких людей постійно зростає.

Ці люди потребують негайної допомоги, бо є групою ризику для коронавірусу. Найпоширеніша форма апное під час сну, що називається **обструктивним апное**, обумовлена частковим або повним колапсом верхніх дихальних шляхів. Обструктивний апное викликає механічними напруженнями на горлі, **центральному апное** сну – нездатність мозку відсилати сигнали діафрагмі.

«Золотим стандартом» тестування апное під час сну є **полісомнографія** (polysomnography, PSG), що базується на використанні великої кількості сигналів від різних датчиків, коли під час нічного обстеження в клініці знімаються дані про дихальний потік, дихальний рух, індекс насичення крові

киснем (SpO₂), положення тіла, енцефалографію (ЕЕГ), електроміографію (ЕМГ), електроокулографію (ЕОГ) та електрокардіографію (ЕКГ) [7].

Однак таке тестування вважається незручним (через велику кількість дротів та датчиків, з'єднаних з тілом суб'єкта), коштовним та недоступним для великої групи населення світу. Крім того, процес аналізу записів полісомнографа трудомісткий, схильний до помилок. Як правило, медичні заклади мають невелику кількість професіоналів, здатних діагностувати апное сну, що призводить до довгих черг очікування [4].

Тому, для виконання «портативної» діагностики апное під час сну в домашній обстановці, використовується лише один або два сигнали (ЕКГ, оксиметрія SpO₂, звуковий спектр хрипіння тощо). При цьому основна мета дослідження більшості робіт – отримати надійний результат з використанням меншої кількості датчиків. При цьому, за рахунок використання засобів штучного інтелекту при обробці сигналів сенсорів компенсувати зменшення їх кількості.

У літературі запропоновано різні методи вирішення цих питань. Більшість з них включають два етапи: ручна робота з визначення набору відповідних ознак та розробка відповідних класифікаторів для здійснення автоматичного діагнозу. Ці методи використовують класифікатори, такі як k-найближчий сусід (kNN), машинна підтримка векторів (SVM), нечітка логіка, нейронна мережа та лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [8].

Однак, у цих підходах є два основних недоліки. Перший – нескінченне можливе поєднання ознак, які можна вибрати, це посилюється тим, що поєднання двох або більше незалежних ознак, обраних як найкращі, не можуть гарантувати кращого їх набору. Другий недолік – потреба в значних знаннях у конкретній галузі для створення відповідних ознак.

Ці два недоліки можуть бути усунені за допомогою глибоких нейронних мереж, які автоматично генерують ознаки шляхом пошуку шаблонів у вхідних сигналах від датчиків. Проте порівняння між глибокими і звичайними мережами і вибір параметрів глибокої мережі все ще є предметом постійних досліджень і дуже гарячою темою.

3. Результати дослідження

Діагностування апное спочатку проводилося на основі сенсорів електрокардіографії, що може бути виправдано, як зазначено в [1], тому що одне джерело сигналів ЕКГ може забезпечити найбільший рівень загальної класифікації стану пацієнта. ЕКГ вимірює електричну активність серця за допомогою електродів (кількість залежить від тесту), що з'єднані зі шкірою, яка виявляє невеликі електричні зміни внаслідок деполаризації та реполаризації м'язів серця (рис. 1).

Однак, апное під час сну безпосередньо пов'язане з диханням і тому необхідний перехід від ознак ЕКГ до параметрів дихання (рис. 2).

Для розпізнання наявності апное використовуються і параметри комплексу QRS, які також описують циклічні варіації тривалості серцебиття в ЕКГ. При цьому переважно використовуються методи варіабельності (мінливості) серцевого ритму, тобто оцінки зміни інтервалу RR в мсек (Heart Rate Variability, HRV) і пікового значення цієї мінливості (Peak Amplitude Variation, PAV).

База даних апное-ЕКГ (AED) є однією з найпоширеніших баз даних для аналізу ЕКГ [12], доступних на PhysioNet сайті [13]. Вона містить 70 нічних записів сигналів ЕКГ, тривалість яких варіюється від 7 годин до майже 10 годин кожен. Частота дискретизації, використовувана для реєстрації ЕКГ, становила 100 Гц, з дозволом 16 біт, де один біт відповідає 5 мкВ. Стандартне положення електродів використовувалося при знятті



Рис. 1. Бездротовий ЕКГ біосенсор ВХ100 від Philips.

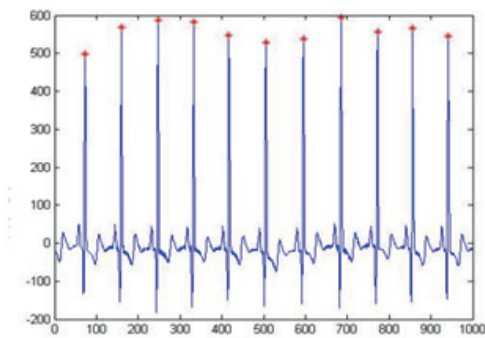


Рис. 2. Сигнали дихання EDR як огинаюча R-зубців ЕКГ.



Рис. 3. Masimo, RadiusPPGAdt.

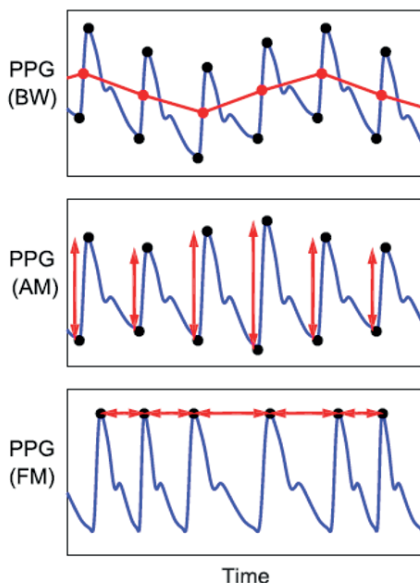


Рис. 4. Модуляції PPG сигналів [19].

ЕКГ (модифіковане відведення V2). Отримані дані слід розділити на фрагменти (епохи) даних з апное і без апное, а також на дані для навчання і дані для тестування, при цьому 80% займають дані для навчання і 20% для тестування. Фрагменти (епохи) мають тривалості 10 с (15 або 30 секунд).

Існує два основні підходи до вирішення задачі дистанційної діагностики захворювань.

- **Навчання з вчителем** (supervised learning) – процес навчання системи за допомогою тренувальних наборів даних, котрі вже є розміченими, і система перевіряється на коректність роботи вчителем.

- **Навчання без вчителя** (unsupervised learning) – процес навчання системи за допомогою тренувальних наборів даних X, котрі не є розміченими. В такому підході модель сама знаходить неявні взаємозв'язки між даними та сама створює за допомогою цих неявних зв'язків класи/кластери.

Прикладом першого підходу є система діагностики апное [14], в якій реалізовано алгоритм визначення різних ознак RR-інтервалу ЕКГ сигналу, розглянутий вище, разом зі застосуванням CNN нейронної мережі при використанні епох тривалістю 15 секунд. При цьому точність діагностування апное складала **93,9%**, де під точністю розуміють у відсотках частку пацієнтів з групи хворих на апное, які були правильно розізнані.

Приклади реалізації другого підходу наведені в роботах [15–17], в яких відповідні системи навчалися та випробувалися на записах пацієнтів з апное сну та без нього і змогли розпізнати епохи порушень сну також з високим ступенем точності, приблизно **96,5%**. Але на навчання глибоких нейронних мереж необхідно було витратити час, в десятки разів більший ніж в системах з наперед розміченими даними (ознаками) [18].

Альтернативний підхід до діагностування апное базується на вимірюванні індекса насиченості киснем крові SpO₂ (фотоплетизмографії). Це вимірювання зазвичай проводиться за допомогою пульсоксиметра (оксиметра), який обчислює різницю між поглинанням інфрачервоного та червоного промінів для оцінки рівня кисню. Він буває в кількох варіаціях, а саме: ручним, стаціонарним, поясным, напалечним. (Рис. 3).

Форма хвилі PPG містить інформацію про широкий спектр фізіологічних параметрів, таких як частота серцевих скорочень (HR), зміна цієї частоти (HRV), насичення киснем (SpO₂), тонус судин, артеріальний тиск, серцевий викид та дихання. Однак, більшість звичайних пульсоксиметрів надають лише інформацію про HR та SpO₂.

Сигналам PPG властиві три модуляції дихання, як показано на рис. 4: коливання підложки (BW), амплітудна модуляція (AM) і частотна модуляція (FM).

Дихання може по-різному викликати зміни у PPG у різних людей за станом здоров'я та хворобами. Наприклад, FM, як показник вегетативної активності, може бути вражений хворобами та розладами (наприклад, інфарктом міокарда, діабетичною нейропатією або апное). AM та BW також дуже чутливі до зневоднення та гіповолемії. Крім того, варіації, що викликають дихання, різні для жінок та чоловіків.

Існує взаємний зв'язок сигналів ЕКГ і PPG [20]. Обробка сигналів враховує, що частотні спектри вихідних сигналів PPG та вилучених сигналів дихання різні (рис. 5), тому сигнал проходить раніше ряд фільтрів низьких і високих частот, а частина з низькою частотою оброблюється далі.

Основними властивостями вимірювань при моніторингу частоти дихання на основі фотоплетизмографічних сигналів є ті, які показані на рис. 6.

З кожного серцевого імпульсу (позначеного 'i') вилучається п'ять значень: систолічне значення SYST_i, діастолічне значення DIAST_i, дихальна синусова аритмія RSA_i, амплітуда пульсу PULSE_i та значення BW під час SYST_i.

Одне з можливих застосувань отриманого сигнала дихання – виявлення апное, наприклад, через зменшення кількості

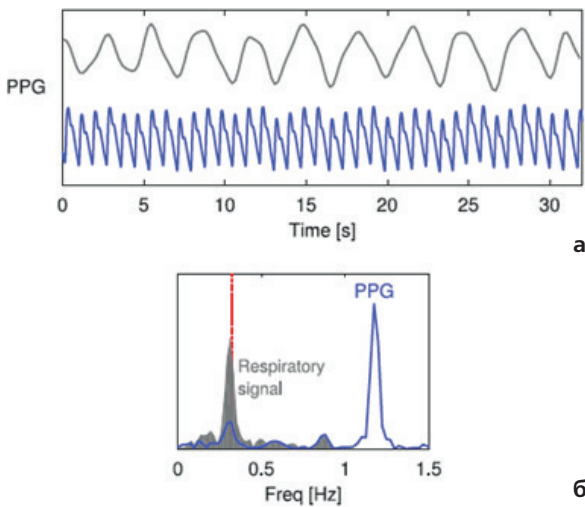


Рис. 5. Вилучення зразкових респіраторних сигналів [20]: а — епюри сигналів PPG (нижній графік) та виділених сигналів дихання (верхній графік); б — відповідні частотні спектри.

повітря в легенях щонайменше на 50% тривалістю понад 10 секунд. Якщо рівень насичення киснем крові SpO₂ зменшується на 3–4% від вихідного рівня, то може трапитися пробудження.

Кумулятивний час, коли рівень насичення нижче 90%, також часто є ранньою ознакою захворювання, і зазначено у резюме клінічних тестів на PSG. Нормальний рівень SpO₂ у стані неспання та сну у відповідної здорової дитини і дорослого становить 96–99% та 94–98%. У пілотному дослідженні аналіз сигналу нейронної мережі з вчителем досягав точності 85% при виявленні обструкції дихальних шляхів за допомогою PPG [21]. В сучасних системах з глибинними нейронними мережами, побудованих за принципом навчання без вчителя, точність діагностування апное досягає **94–96%** [21–23].

Існує ще одна можливість діагностування апное на основі сенсорів руху грудної клітки, яка базується на отриманні сигналів дихання шляхом фіксації руху грудної клітини без необхідності електричного контакту сенсора з тілом людини. Для цього пропонується використовувати натільний смарт-сенсор, побудований, наприклад, на базі акселерометра, який розміщується в кармані одягу, що облягає тіло пацієнта, і три рази в секунду відправляє дані до смартфона клієнта по Bluetooth протягом цілого року [24].

Висновки

У доповіді ВООЗ на тему e-Health стверджується, що за підсумками проведеного дослідження вже зараз смартфон **серед зарубіжних медиків — найпопулярніший інструмент після фонендоскопа**. Проаналізовано ситуацію з мобільною охороною здоров'я в усіх регіонах світу, при цьому Україна навіть не згадується, оскільки тільки незначний відсоток лікарів в даний час користуються мобільними телефонами в якості помічників у своїй практиці. В Україні в охороні здоров'я існує застаріла інфраструктура, архаїчні процедури, які затримують процес, мобільна охорона здоров'я поки знаходиться на початковому ступені розвитку. Необхідність перетворень назріла давно, і мобільні технології можуть покласти початок майбутнього технологічного реформування.

Приватні медичні центри в Україні випереджають державні та щосили вже використовують мобільні пристрої для

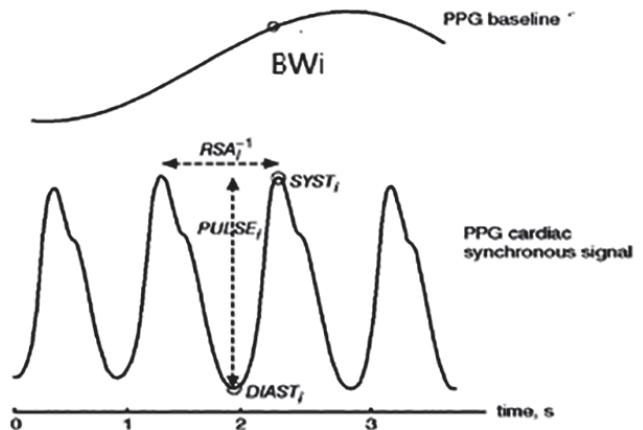


Рис. 6. Базові операції [21].

взаємодії зі своїми пацієнтами: ведуть SMS-запис на прийом, нагадують клієнту час і дату запису повідомленням на мобільний, забезпечують можливість виклику лікаря додому по SMS і навіть надають послугу SMS-сповіщення про необхідність прийняти ліків для тих, хто надглядається в клініці.

Хоча з кожним роком все змінюється на краще. Так, на сьогодні вже функціонує більш-менш відомий навіть за межами країни сервіс **Vitagramma**, що дозволяє зберігати результати медичних обстежень. З'явилися українські аналоги зарубіжних додатків для пошуку препаратів і порівняння цін: **Geoapteka**, **Medbrowse**, **Tabletki.ua**. Працює сервіс з пошуку лікарів, лабораторій та діагностичних центрів. Розроблено додаток для смартфонів **«Мобільна Медсестра»**, який дозволяє нагадувати про прийом ліків, зберігати історію хвороби, пов'язує з доктором, поліклінікою або лабораторією і має ряд інших корисних для пацієнтів функцій. Серйозні розроблення в галузі діджиталізації охорони здоров'я розпочало проводити Міністерство цифрової трансформації України через свою систему державних послуг онлайн Дія.

Як швидко мобільні технології займуть в Україні пристойне місце — залежить від безлічі факторів. Це і зростання розповсюдження сучасних мобільних пристроїв серед населення; та підтримка з боку держави; готовність медичних структур до змін, і, зрозуміло, бажання самих пацієнтів використовувати нові можливості. Можна було би розпочати експериментальне впровадження мобільної медичної платформи віддаленого діагностування пацієнтів в клініці серцевої хірургії ім. Амосова, урядовій лікарні Феюфанії і клініці вчених, контингент лікарів яких найбільш технічно підготовлений для цього.

Як би там не було, всеохоплююча «діджиталізація» охорони здоров'я в Україні — це всього лише питання часу. Немає сумнівів, що вона буде успішною.

Дослідження проводилося з дотриманням національних норм біоетики та положень Гельсінської декларації (у редакції 2013 р.). Автор статті — А. І. Петренко підтверджує, що у нього відсутній конфлікт інтересів.

УДК 004.891.3

Медицина діагностика здоров'я на дому як сервіс

А. І. Петренко

Інститут прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського», Київ

Резюме

Вступ. Дистанційне спостереження за хворими є одним з ключових міжнародних напрямків в інформатизації охорони здоров'я. Обумовлено це збільшенням частки осіб похилого віку, зростанням хронічних захворювань, перевантаженістю амбулаторно-поліклінічної ланки, незадоволеністю пацієнтів наданої їм допомогою.

Методи. Досліджені інформаційно-аналітичні засоби підвищення ефективності бездротових сенсорних мереж (БСМ), які використовують мобільні пристрої і спеціалізовані програмні додатки для збору агрегованих даних про стан здоров'я пацієнтів, наданням цієї інформації фахівцям-практикам, дослідникам і самим пацієнтам, що дозволяють дистанційно діагностувати різні захворювання, підтримуючи зв'язок і отримуючи попередній діагноз і рекомендації з лікування.

Результати. Запропонована сервіс-орієнтована архітектура БСМ для медицини з депозитарієм сервісів, створених сумісними зусиллями, що принципово дозволяє вирішити задачу сумісності (interoperability) БСМ різних розробників при їх об'єднанні у глобальну мережу, яка у недалекому майбутньому може стати найбільшою мережею людства. Обґрунтована можливість компенсації певних недоліків і незручностей використання простих портативних натільних сенсорів за рахунок методів глибинного навчання, зокрема, використання новітніх згорткових нейронних мереж (CNN) для налагодження необхідних діагностичних процедур.

Висновки. Для пацієнтів такі системи дозволяють виконувати на дому вимірювання показників захворювання, при цьому лікар, родичі (та/або швидка допомога) оповіщаються автоматично, якщо життєві показники пацієнта наближаються до небезпечної межі. Для лікаря стає можливим віддалений моніторинг стану пацієнта, оперативна зміна плану його лікування, підтримки контакту з пацієнтом, а також можливість проведення консультацій з колегами і фахівцями у режимі телесеансів з конфіденційною передачею даних пацієнта.

Ключові слова: дистанційний моніторинг; респіраторні хвороби; глибинне навчання; полісомнографія; сонне апное; сервіс-орієнтована архітектура; хмарні і прикінцеві обчислення.

ISSN 1812-7231 *Клін. інформат. і Телемед.* 2021, т. 16, вип. 17, сс. 13–19. <https://doi.org/10.31071/kit2021.17.04>

1. Вступ

Послуги з медичної допомоги на дому стрімко наростають в світі і Україні. Медицина діагностика на дому може мати різноманітні застосування, які включають:

- **скринінг**, коли виявляються ознаки проблеми зі здоров'ям до того, як виникнуть будь-які симптоми, що може допомогти уникнути несвідомого поширення захворювання на інших;
- **діагностику**, або виявлення причини проблеми зі здоров'ям після появи симптомів. Наприклад, домашні тести можуть виявити інфекційні захворювання, такі як COVID-19;
- **моніторинг**, або відстеження того, як змінюється здоров'я людини з часом або у відповідь на лікування. Прикладом моніторингу є домашні пристрої, які дозволяють людям з діабетом вимірювати рівень цукру в крові;
- **оцінку ризику захворювання**: у деяких ситуаціях тестування може виявити, коли у людини є більший ризик розвитку захворювання. Наприклад, деякі генетичні тести можуть шукати мутації ДНК, які пов'язані з певними типами раку, такими як мутації гена BRCA та підвищений ризик раку молочної залози та яєчників;
- **оптимізацію здоров'я**: деякі тести не шукають конкретну проблему, натомість вони розроблені, щоб допомогти зрозуміти один або кілька аспектів фізичного, психічного чи емоційного здоров'я пацієнта. Ці тести можуть виміряти рівень гормонів, поживних речовин або інших речовин, щоб дати більше інформації про стан здоров'я.

Дистанційне спостереження за хворими є одним з **ключових міжнародних напрямків в інформатизації охорони здоров'я**. Дистанційний моніторинг здійснюється на основі як програмних додатків, так і телемедичних технологій.

Використання додатків дозволяє провести структурування і первинний аналіз діагностичних даних, отриманих в ході обстеження хворого або моніторингу його стану. Також за допомогою даних програм пацієнти можуть самостійно оцінити больові відчуття і інші симптоми, ступінь обмеження певних функцій, розрахувати різні індекси активності або тяжкості захворювання і відправити їх лікарю.

Спеціальні програми у вигляді електронного щоденника допомагають хворим систематизувати весь обсяг суб'єктивних даних і спостерігати перебіг захворювання.

В західних країнах медицина допомога на дому здійснюється головним чином з допомогою **бездротових сенсорних мереж (БСМ)** мобільних пристроїв.

Сьогодні існують десятки таких БСМ в різних країнах світу, наприклад, Google Health, Microsoft Health Vault, Dossia, Live Net, Amon, Auranet, Lifeguard, SmartVest, MicaZ та ін. [1–5].

Узагальнена архітектура таких БСМ інтегрує натільні датчики пацієнтів, датчики навколишнього середовища, засоби управління серверними даними, систему аналізу даних та локальний або віддалений інтерфейс користувача.

Зараз існуючі БСМ відрізняються між собою не тільки своїм призначенням і біо-сенсорами та алгоритмами обробки їх сигналів, а також і архітектурою, схемними рішеннями, протоколами обміну даними і зв'язку, інтелектуальними алгоритмами розпізнавання захворювань.

За останні три роки з тематики БСМ було опубліковано значну кількість статей, що свідчить про велику зацікавленість дослідницької спільноти до цієї теми.

2. Матеріали і методи дослідження

Медична діагностика на дому, як сервіс, сприятиме створенню на третьому етапі проведення медичної реформи в Україні мобільної платформи, що забезпечує прийняття обґрунтованих рішень щодо лікування хворих шляхом моніторингу лікарями зі своїх смартфонів або планшетів електронних медичних записів пацієнтів.

Впровадження сервіс-орієнтованого підходу до композиції прикладних застосувань для пацієнта, лікаря і функціонування усієї мобільної платформи прискорює процес їх створення і робить його гнучким. Такий підхід піддається модернізації та адаптації до завдань підтримки конкретних маршрутів лікування окремих хворих шляхом масштабування сервісів: виключення деяких з них, додавання нових, заміни одних на інші того самого призначення.

Перенесення усіх медичних сервісів і застосувань у хмару призводить до зменшення капітальних витрат та використання наявних активів, підвищення швидкості та гнучкості розробки та надання нових (диференційованих) сервісів, ефективного управління відносинами з клієнтами у хмарі.

Вимірювання і моніторинг дихання – це дуже важливий параметр в клініко-діагностичній сфері. Аномальна частота дихання (ЧД) і зміни ЧД – важливі індикатори значної фізіологічної нестабільності. Необхідність респіраторного моніторингу швидко зростає в області медицини для діагностики різних серцево-легеневих хвороб. В амбулаторних умовах інтенсивної терапії складно контролювати дихання.

Останнім часом було запропоновано отримувати сигнали дихання (EDR) з сигналу ЕКГ в одному відведенні [6]. Це дозволяє контролювати ЕКГ і сигнал дихання одночасно. Але технічно не просто організувати збір сигналів ЕКГ і їх оброблювати в реальному часі протягом тривалого періоду, тому застосовуються накопичувачі ЕКГ сигналів (холтери), наприклад, протягом 2–4 діб із наступним їх обробленням.

В умовах пандемії COVID-19 наявність порушень дихання обґрунтовано вважається загрозливим фактором ризику, що веде до суттєвого ускладнення перебігу захворювання на коронавірусну інфекцію. Вчасне виявлення прихованих проблем дихальної діяльності особливо критично важливе для життя людей в умовах пандемії.

Сонне апное (апное під час сну) є загальним захворюванням, яке вражає як дітей, так і дорослих. Статистика показує, що приблизно 100 мільйонів людей в світі підозрюється, що вони мають апное під час сну, з яких більше 80% залишаються не діагностованими (тільки в США від 18 до 50 мільйонів людей). Поширеність апное у дітей становить 0,7–3%, причому пік захворюваності припадає на дітей дошкільного віку. Апное під час сну притаманне 5–7% людей, старших за 30 років, а у тих, кому за 65 років, частота захворювання може досягати 60%. В Україні не менше 320 тис. хворих на апное під час сну (що складає 5–7% людей, старших за 30 років), при цьому кількість таких людей постійно зростає.

Ці люди потребують негайної допомоги, бо є групою ризику для коронавірусу. Найпоширеніша форма апное під час сну, що називається **обструктивним апное**, обумовлена частковим або повним колапсом верхніх дихальних шляхів. Обструктивний апное викликає механічними напруженнями на горлі, **центральному апное** сну – нездатність мозку відсилати сигнали діафрагмі.

«Золотим стандартом» тестування апное під час сну є **полісомнографія** (polysomnography, PSG), що базується на використанні великої кількості сигналів від різних датчиків, коли під час нічного обстеження в клініці знімаються дані про дихальний потік, дихальний рух, індекс насичення крові

киснем (SpO₂), положення тіла, енцефалографію (ЕЕГ), електроміографію (ЕМГ), електроокулографію (ЕОГ) та електрокардіографію (ЕКГ) [7].

Однак таке тестування вважається незручним (через велику кількість дротів та датчиків, з'єднаних з тілом суб'єкта), коштовним та недоступним для великої групи населення світу. Крім того, процес аналізу записів полісомнографа трудомісткий, схильний до помилок. Як правило, медичні заклади мають невелику кількість професіоналів, здатних діагностувати апное сну, що призводить до довгих черг очікування [4].

Тому, для виконання «портативної» діагностики апное під час сну в домашній обстановці, використовується лише один або два сигнали (ЕКГ, оксиметрія SpO₂, звуковий спектр хрипіння тощо). При цьому основна мета дослідження більшості робіт – отримати надійний результат з використанням меншої кількості датчиків. При цьому, за рахунок використання засобів штучного інтелекту при обробці сигналів сенсорів компенсувати зменшення їх кількості.

У літературі запропоновано різні методи вирішення цих питань. Більшість з них включають два етапи: ручна робота з визначення набору відповідних ознак та розробка відповідних класифікаторів для здійснення автоматичного діагнозу. Ці методи використовують класифікатори, такі як k-найближчий сусід (kNN), машинна підтримка векторів (SVM), нечітка логіка, нейронна мережа та лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [8].

Однак, у цих підходах є два основних недоліки. Перший – нескінченне можливе поєднання ознак, які можна вибрати, це посилюється тим, що поєднання двох або більше незалежних ознак, обраних як найкращі, не можуть гарантувати кращого їх набору. Другий недолік – потреба в значних знаннях у конкретній галузі для створення відповідних ознак.

Ці два недоліки можуть бути усунені за допомогою глибоких нейронних мереж, які автоматично генерують ознаки шляхом пошуку шаблонів у вхідних сигналах від датчиків. Проте порівняння між глибокими і звичайними мережами і вибір параметрів глибокої мережі все ще є предметом постійних досліджень і дуже гарячою темою.

3. Результати дослідження

Діагностування апное спочатку проводилося на основі сенсорів електрокардіографії, що може бути виправдано, як зазначено в [1], тому що одне джерело сигналів ЕКГ може забезпечити найбільший рівень загальної класифікації стану пацієнта. ЕКГ вимірює електричну активність серця за допомогою електродів (кількість залежить від тесту), що з'єднані зі шкірою, яка виявляє невеликі електричні зміни внаслідок деполаризації та реполаризації м'язів серця (рис. 1).

Однак, апное під час сну безпосередньо пов'язане з диханням і тому необхідний перехід від ознак ЕКГ до параметрів дихання (рис. 2).

Для розпізнання наявності апное використовуються і параметри комплексу QRS, які також описують циклічні варіації тривалості серцебиття в ЕКГ. При цьому переважно використовуються методи варіабельності (мінливості) серцевого ритму, тобто оцінки зміни інтервалу RR в мсек (Heart Rate Variability, HRV) і пікового значення цієї мінливості (Peak Amplitude Variation, PAV).

База даних апное-ЕКГ (AED) є однією з найпоширеніших баз даних для аналізу ЕКГ [12], доступних на PhysioNet сайті [13]. Вона містить 70 нічних записів сигналів ЕКГ, тривалість яких варіюється від 7 годин до майже 10 годин кожен. Частота дискретизації, використовувана для реєстрації ЕКГ, становила 100 Гц, з дозволом 16 біт, де один біт відповідає 5 мкВ. Стандартне положення електродів використовувалося при знятті



Рис. 1. Бездротовий ЕКГ біосенсор ВХ100 від Philips.

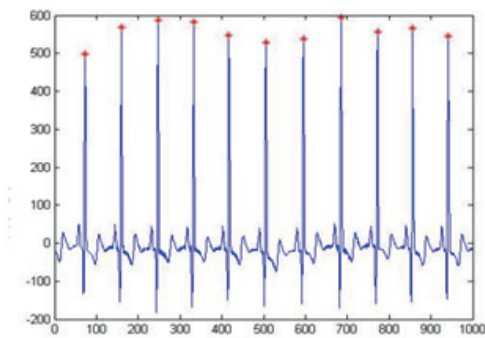


Рис. 2. Сигнали дихання EDR як огинаюча R-зубців ЕКГ.



Рис. 3. Masimo, RadiusPPGAdt.

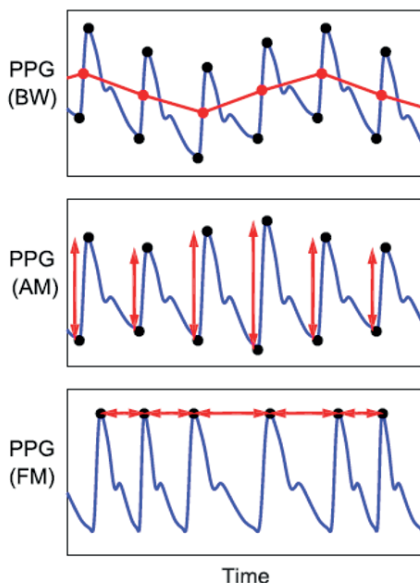


Рис. 4. Модуляції PPG сигналів [19].

ЕКГ (модифіковане відведення V2). Отримані дані слід розділити на фрагменти (епохи) даних з апное і без апное, а також на дані для навчання і дані для тестування, при цьому 80% займають дані для навчання і 20% для тестування. Фрагменти (епохи) мають тривалості 10 с (15 або 30 секунд).

Існує два основні підходи до вирішення задачі дистанційної діагностики захворювань.

- **Навчання з вчителем** (supervised learning) – процес навчання системи за допомогою тренувальних наборів даних, котрі вже є розміченими, і система перевіряється на коректність роботи вчителем.

- **Навчання без вчителя** (unsupervised learning) – процес навчання системи за допомогою тренувальних наборів даних X, котрі не є розміченими. В такому підході модель сама знаходить неявні взаємозв'язки між даними та сама створює за допомогою цих неявних зв'язків класи/кластери.

Прикладом першого підходу є система діагностики апное [14], в якій реалізовано алгоритм визначення різних ознак RR-інтервалу ЕКГ сигналу, розглянутий вище, разом зі застосуванням CNN нейронної мережі при використанні епох тривалістю 15 секунд. При цьому точність діагностування апное складала **93,9%**, де під точністю розуміють у відсотках частку пацієнтів з групи хворих на апное, які були правильно розізнані.

Приклади реалізації другого підходу наведені в роботах [15–17], в яких відповідні системи навчалися та випробувалися на записах пацієнтів з апное сну та без нього і змогли розпізнати епохи порушень сну також з високим ступенем точності, приблизно **96,5%**. Але на навчання глибоких нейронних мереж необхідно було витратити час, в десятки разів більший ніж в системах з наперед розміченими даними (ознаками) [18].

Альтернативний підхід до діагностування апное базується на вимірюванні індекса насиченості киснем крові SpO₂ (фотоплетизмографії). Це вимірювання зазвичай проводиться за допомогою пульсоксиметра (оксиметра), який обчислює різницю між поглинанням інфрачервоного та червоного промінів для оцінки рівня кисню. Він буває в кількох варіаціях, а саме: ручним, стаціонарним, поясным, напалечним. (Рис. 3).

Форма хвилі PPG містить інформацію про широкий спектр фізіологічних параметрів, таких як частота серцевих скорочень (HR), зміна цієї частоти (HRV), насичення киснем (SpO₂), тонус судин, артеріальний тиск, серцевий викид та дихання. Однак, більшість звичайних пульсоксиметрів надають лише інформацію про HR та SpO₂.

Сигналам PPG властиві три модуляції дихання, як показано на рис. 4: коливання підложки (BW), амплітудна модуляція (AM) і частотна модуляція (FM).

Дихання може по-різному викликати зміни у PPG у різних людей за станом здоров'я та хворобами. Наприклад, FM, як показник вегетативної активності, може бути вражений хворобами та розладами (наприклад, інфарктом міокарда, діабетичною нейропатією або апное). AM та BW також дуже чутливі до зневоднення та гіповолемії. Крім того, варіації, що викликають дихання, різні для жінок та чоловіків.

Існує взаємний зв'язок сигналів ЕКГ і PPG [20]. Обробка сигналів враховує, що частотні спектри вихідних сигналів PPG та вилучених сигналів дихання різні (рис. 5), тому сигнал проходить раніше ряд фільтрів низьких і високих частот, а частина з низькою частотою оброблюється далі.

Основними властивостями вимірювань при моніторингу частоти дихання на основі фотоплетизмографічних сигналів є ті, які показані на рис. 6.

З кожного серцевого імпульсу (позначеного 'i') вилучається п'ять значень: систолічне значення SYST_i, діастолічне значення DIAST_i, дихальна синусова аритмія RSA_i, амплітуда пульсу PULSE_i та значення BW під час SYST_i.

Одне з можливих застосувань отриманого сигнала дихання – виявлення апное, наприклад, через зменшення кількості

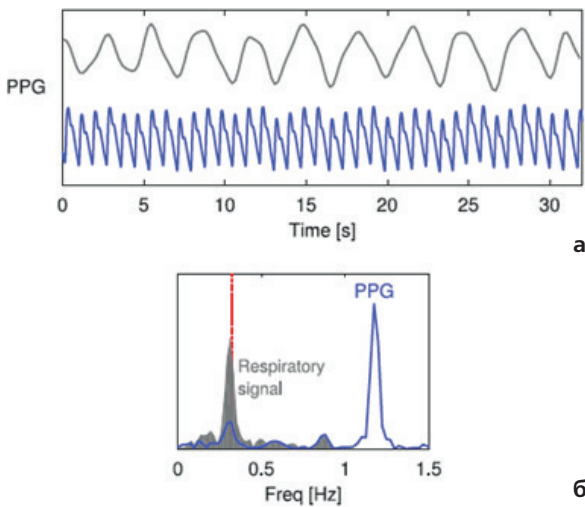


Рис. 5. Вилучення зразкових респіраторних сигналів [20]: а — епюри сигналів PPG (нижній графік) та виділених сигналів дихання (верхній графік); б — відповідні частотні спектри.

повітря в легенях щонайменше на 50% тривалістю понад 10 секунд. Якщо рівень насичення киснем крові SpO₂ зменшується на 3–4% від вихідного рівня, то може трапитися пробудження.

Кумулятивний час, коли рівень насичення нижче 90%, також часто є ранньою ознакою захворювання, і зазначено у резюме клінічних тестів на PSG. Нормальний рівень SpO₂ у стані неспання та сну у відповідної здорової дитини і дорослого становить 96–99% та 94–98%. У пілотному дослідженні аналіз сигналу нейронної мережі з вчителем досягав точності 85% при виявленні обструкції дихальних шляхів за допомогою PPG [21]. В сучасних системах з глибинними нейронними мережами, побудованих за принципом навчання без вчителя, точність діагностування апное досягає **94–96%** [21–23].

Існує ще одна можливість діагностування апное на основі сенсорів руху грудної клітки, яка базується на отриманні сигналів дихання шляхом фіксації руху грудної клітини без необхідності електричного контакту сенсора з тілом людини. Для цього пропонується використовувати натільний смарт-сенсор, побудований, наприклад, на базі акселерометра, який розміщується в кармані одягу, що облягає тіло пацієнта, і три рази в секунду відправляє дані до смартфона клієнта по Bluetooth протягом цілого року [24].

Висновки

У доповіді ВООЗ на тему e-Health стверджується, що за підсумками проведеного дослідження вже зараз смартфон **серед зарубіжних медиків — найпопулярніший інструмент після фонендоскопа**. Проаналізовано ситуацію з мобільною охороною здоров'я в усіх регіонах світу, при цьому Україна навіть не згадується, оскільки тільки незначний відсоток лікарів в даний час користуються мобільними телефонами в якості помічників у своїй практиці. В Україні в охороні здоров'я існує застаріла інфраструктура, архаїчні процедури, які затримують процес, мобільна охорона здоров'я поки знаходиться на початковому ступені розвитку. Необхідність перетворень назріла давно, і мобільні технології можуть покласти початок майбутнього технологічного реформування.

Приватні медичні центри в Україні випереджають державні та щосили вже використовують мобільні пристрої для

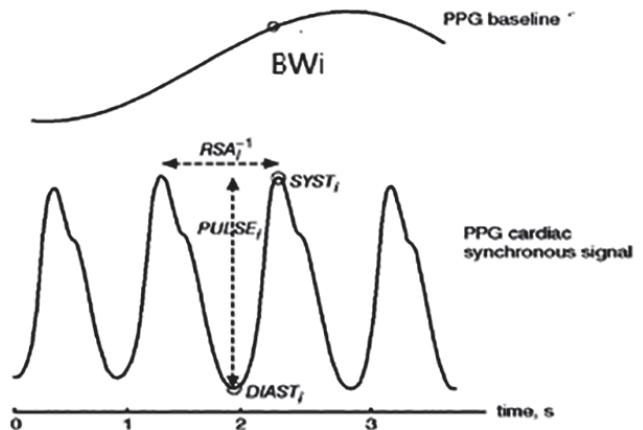


Рис. 6. Базові операції [21].

взаємодії зі своїми пацієнтами: ведуть SMS-запис на прийом, нагадують клієнту час і дату запису повідомленням на мобільний, забезпечують можливість виклику лікаря додому по SMS і навіть надають послугу SMS-сповіщення про необхідність прийняти ліків для тих, хто надглядається в клініці.

Хоча з кожним роком все змінюється на краще. Так, на сьогодні вже функціонує більш-менш відомий навіть за межами країни сервіс **Vitagramma**, що дозволяє зберігати результати медичних обстежень. З'явилися українські аналоги зарубіжних додатків для пошуку препаратів і порівняння цін: **Geoapteka**, **Medbrowse**, **Tabletki.ua**. Працює сервіс з пошуку лікарів, лабораторій та діагностичних центрів. Розроблено додаток для смартфонів **«Мобільна Медсестра»**, який дозволяє нагадувати про прийом ліків, зберігати історію хвороби, пов'язує з доктором, поліклінікою або лабораторією і має ряд інших корисних для пацієнтів функцій. Серйозні розроблення в галузі діджиталізації охорони здоров'я розпочало проводити Міністерство цифрової трансформації України через свою систему державних послуг онлайн Дія.

Як швидко мобільні технології займуть в Україні пристойне місце — залежить від безлічі факторів. Це і зростання розповсюдження сучасних мобільних пристроїв серед населення; та підтримка з боку держави; готовність медичних структур до змін, і, зрозуміло, бажання самих пацієнтів використовувати нові можливості. Можна було би розпочати експериментальне впровадження мобільної медичної платформи віддаленого діагностування пацієнтів в клініці серцевої хірургії ім. Амосова, урядовій лікарні Феюфанії і клініці вчених, контингент лікарів яких найбільш технічно підготовлений для цього.

Як би там не було, всеохоплююча «діджиталізація» охорони здоров'я в Україні — це всього лише питання часу. Немає сумнівів, що вона буде успішною.

Дослідження проводилося з дотриманням національних норм біоетики та положень Гельсінської декларації (у редакції 2013 р.). Автор статті — А. І. Петренко підтверджує, що у нього відсутній конфлікт інтересів.

Література

- David Naranjo-Hernández, Javier Reina-Tosina and Laura M. Roa. Body Sensors Networks for E-Health Applications. Special Issue, *Sensors*, Basel, 2020, vol. 20(14), 3944 p. Publ. online, 2020. doi: 10.3390/s20143944
- Ilkyu Ha. Technologies and Research Trends in Wireless Body Area Networks for Healthcare: A Systematic Literature Review, *Intern. J. Distributed Sensor Networks*, 2015, Article ID 573538, 14 p., <http://dx.doi.org/10.1155/2015/573538>
- S. Movassaghi, M. Abolhasan, J. Lipman, D. Smith and A. Jamalipour. Wireless body area networks: A survey. *Communications Surveys Tutorials*, IEEE, 2014, vol. 16, no. 3, pp. 1658–1686.
- Heather Landi. What Amazon's potential move in at-home medical tests could mean for the market. 2021, May 19: <https://www.fiercehealthcare.com/tech/what-amazon-s-potential-move-into-at-home-medical-tests-could-mean-for-market>
- Jared Lindzon. At-home tests put health in your own hands. 2021, April 13. <https://garage.hp.com/us/en/innovation/telemedicine-consumer-healthcare-devices-at-home.html>
- Mamoun Al-Mardini, Fadi Aloul, Assim Sagahyroon, Luai Al-Husseini. Classifying obstructive sleep apnea using smartphone. *J. Biomedical Informatics*, 2014, vol. 52, pp. 251–259. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2014.07.004>
- Hartmann V., Liu H., Chen F., Hong W., Hughes S. and Zheng D. Toward Accurate Extraction of Respiratory Frequency From the Photoplethysmogram: Effect of Measurement Site. *Front. Physiol.* 2019, vol. 10, p. 732. doi: 10.3389/fphys.2019.00732
- Laijali Almazaydeh, Khaled Elleithy, Miad Faezipour. Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features. *IEEE Intern. Conf. Electro/Information Technology*, 2012. doi: 10.1109/EIT.2012.6220730
- P. Chazal, T. Penzel and C. Heneghan. Automated Detection of Obstructive Sleep Apnoe at Different Time Scales Using the Electrocardiogram. *Institute of Physics Publishing*, 2004, vol. 25, no. 4, pp. 967–983.
- B. Yilmaz, M. Asyali, E. Arikkan, S. Yektinand, F. Ozgen. Sleep Stage and Obstructive Apneic Epoch Classification Using Single-Lead ECG. *Biomedical Engineering Online*, 2010, vol. 9.
- J. Pan, W.J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1985, vol. 3, pp. 230–236.
- Penzel T., Moody G., Mark R., Goldberger A., Peter J. The apnea-ECG database. *In Proceed. Of the Computers in cardiology, Cambridge, MA, USA, 24–27 September 2000*; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2000; pp. 255–258.
- PhysioNet. A vailable online: www.physionet.org (accessed on 20 February 2019)
- Laijali Almazaydeh, Khaled Elleithy, Miad Faezipour. Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features. *IEEE Intern. Conf. Electro/Information Technology*. doi: 10.1109/EIT.2012.6220730
- Li K., Pan W., Li Y., Jiang Q., Liu G. A method to detect sleep apnea based on deep neural network and hidden Markov model using single-lead ECG signal. *Neurocomputing*, 2018, iss. 294, pp. 94–101.
- Pathinarupothi R. K., Rangan E. S., Gopalakrishnan E. A., Vinaykumar R., Soman K. P. Single sensor techniques for sleep apnea diagnosis using deep learning. *In Proc. IEEE Intern. Conf. Healthcare Informatics (ICHI), Park City, UT, USA, 23–26 August 2017*, IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2017; pp. 524–529.
- Choi S. H., Yoon H. S., Kim H. B., Kwon H. B., Oh S. M., Lee Y. J., Park K. S. Real-time apnea-hypopnea event detection during sleep by convolutional neural networks. *Comput. Biol. Med.* 2018, iss. 100, pp. 123–131.
- Ana Mincholé and Blanca Rodriguez. Artificial intelligence for the electrocardiogram, *Nature Medicine*, 2019, vol. 25, pp. 20–23.
- Mostafa S. S., Mendonça F., Morgado-Dias F., Ravelo-García A. SpO2 based sleep apnea detection using deep learning. *Proc. of the 2017 IEEE 21st Intern. Conf. Intelligent Engineering Systems (INES), Larnaca, Cyprus, 20–23 October 2017*; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2017, pp. 91–96.
- Peter H. Charlton, Drew A. Birrenkott, Timothy Bonnici, Marco A. F. Pimentel, Alistair E. W. Johnson, Jordi Alastruey, Lionel Tarassenko, Peter J. Watkinson, Richard Beale, and David A. Clifton. Breathing Rate Estimation from the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2018, vol. 11, 1–20 pp.
- Denisse Castaneda, Aibhlin Esparza, Mohammad Ghamari, Cinna Soltanpur, Homer Nazeran. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care. *Int. J. Biosens Bioelectron*, 2018; vol. 4, iss. 4, pp. 195–202. doi: 10.15406/ijbsbe.2018.04.00125
- Mohamed Elgendi. On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals. *Current Cardiology Reviews*, 2012, no. 8, pp. 14–25.
- A. Johansson. Neural network for photoplethysmographic respiratory rate monitoring. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2003, pp. 242–248 pp.
- A. Petrenko, R. Kyslyi, I. Pysmennyi. Detection of human respiration patterns using deep convolution neural networks. *Eastern-European J. Enterprise Technologies*, 2018, vol. 4/9, iss. 94, pp. 5–17.

Медицинская диагностика здоровья на дому как сервис

А. И. Петренко

Институт прикладного системного анализа НТУУ «КПИ имени Игоря Сикорского», Киев

Резюме

Вступление. Дистанционное наблюдение за больными является одним из ключевых международных направлений в информатизации здравоохранения. Обусловлено это увеличением доли пожилых людей, ростом хронических заболеваний, перегруженностью амбулаторно-поликлинических служб, неудовлетворенностью пациентов оказанной им помощью.

Методы. Исследованы информационно-аналитические средства повышения эффективности беспроводных сенсорных сетей (БСМ), использующих мобильные устройства и специализированные программные приложения для сбора агрегированных данных о состоянии здоровья пациентов и предоставлении этой информации специалистам-практикам, исследователям и самим пациентам, что позволяет дистанционно диагностировать различные заболевания, поддерживая связь и получая предварительный диагноз и рекомендации по лечению.

Результаты. Предложенная сервис-ориентированная архитектура БСМ для медицины с депозитарием сервисов, созданных совместными усилиями, что принципиально позволяет решить задачу совместимости (Interoperability) БСМ разных разработчиков при их объединении в глобальную сеть, которая в скором будущем может стать крупнейшей сетью человечества. Обоснована возможность компенсации определенных недостатков и неудобств использования простых портативных нательных сенсоров за счет методов глубинного обучения, в частности использования новейших сверточных нейронных сетей (CNN) для налаживания необходимых диагностических процедур.

Выводы. Для пациентов такие системы позволяют выполнять дома измерения показателей заболевания, при этом врач, родственники (и/или скорая помощь) оповещаются автоматически, если жизненные показатели пациента приблизятся к опасному пределу. Для врача становится возможным удаленный мониторинг состояния пациента, оперативное изменение плана лечения, поддержания контакта с пациентом, а также возможность проведения консультаций с коллегами и специалистами в режиме телесансов с конфиденциальной передачей данных пациента.

Ключевые слова: дистанционный мониторинг; респираторные болезни; глубинное обучение; полисомнография; сонное апноэ; сервис-ориентированная архитектура; облачные и периферийные (edge) вычисления.

Medical diagnosis of health at home as a service

A. I. Petrenko

Institute of Applied Systems Analysis of NTUU «Igor Sikorsky KPI», Kyiv

e-mail: tolja.petrenko@gmail.com

Resume

Introduction. Remote monitoring of patients is one of the key international areas in the informatization of health care. This is due to the increase in the share of the elderly, the growth of chronic diseases, the overload of the outpatient clinic, the dissatisfaction of patients with their care.

Methods. Information and analytical tools for improving the efficiency of wireless sensor networks (BSM), which use mobile devices and specialized software applications to collect aggregate data on patient health and provide this information to practitioners, researchers and patients themselves, allowing remote diagnosis of various disease, maintaining communication and receiving a preliminary diagnosis and treatment recommendations.

Results. The proposed service-oriented architecture of BSM for medicine with a depository of services created by joint efforts, which in principle allows to solve the problem of compatibility (Interoperability) BSM of different developers in their integration into a global network that may become the largest network of mankind. The possibility of compensating for certain shortcomings and inconveniences of using simple portable body sensors through deep learning methods, in particular, the use of the latest convolutional neural networks (CNN) to establish the necessary diagnostic procedures.

Conclusions. For patients, such systems allow home measurements of the disease, and the doctor, relatives (and / or ambulance) are notified automatically if the patient's vital signs approach the dangerous level. It is possible for the doctor to remotely monitor the patient's condition, promptly change his treatment plan, maintain contact with the patient, as well as the opportunity to consult with colleagues and specialists in televised sessions with confidential transmission of patient data.

Key words: Remote monitoring; Respiratory diseases; Deep learning; Polysomnography; Sleep apnea; Service-oriented architecture; Cloud and edge computing.

©2021 Institute Medical Informatics and Telemedicine Ltd, ©2021 Ukrainian Association for Computer Medicine, ©2021 Kharkiv medical Academy of Postgraduate Education. Published by Institute of Medical Informatics and Telemedicine Ltd. All rights reserved.

ISSN 1812-7231 *Klin. inform. teleded.*, 2021, vol. 16, iss. 17, pp. 13–19. <https://doi.org/10.31071/kit2021.17.04>
http://kit-journal.com.ua/en/index_en.html

References (24)

References

- David Naranjo-Hernández, Javier Reina-Tosina and Laura M. Roa. Body Sensors Networks for E-Health Applications. Special Issue, *Sensors*, Basel, 2020, vol. 20(14), 3944 p. Publ. online, 2020. doi: 10.3390/s20143944
- Ilkyu Ha. Technologies and Research Trends in Wireless Body Area Networks for Healthcare: A Systematic Literature Review, *Intern. J. Distributed Sensor Networks*, 2015, Article ID 573538, 14 p., <http://dx.doi.org/10.1155/2015/573538>
- S. Movassaghi, M. Abolhasan, J. Lipman, D. Smith and A. Jamalipour. Wireless body area networks: A survey. *Communications Surveys Tutorials*, IEEE, 2014, vol. 16, no. 3, pp. 1658–1686.
- Heather Landi. What Amazon's potential move in toat-home medical tests could mean for the market. 2021, May 19: <https://www.fiercehealthcare.com/tech/what-amazon-s-potential-move-into-at-home-medical-tests-could-mean-for-market>
- Jared Lindzon. At-home tests put health in your own hands. 2021, April 13. <https://garage.hp.com/us/innovation/telemedicine-consumer-healthcare-devices-at-home.html>
- Mamoun Al-Mardini, Fadi Aloul, Assim Sagahyoon, Luai Al-Husseini. Classifying obstructive sleep apnea using smartphone. *J. Biomedical Informatics*, 2014, vol. 52, pp. 251–259. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2014.07.004>
- Hartmann V., Liu H., Chen F., Hong W., Hughes S. and Zheng D. Toward Accurate Extraction of Respiratory Frequency From the Photoplethysmogram: Effect of Measurement Site. *Front. Physiol.* 2019, vol. 10, p. 732. doi: 10.3389/fphys.2019.00732
- Laijali Almazaydeh, Khaled Elleithy, Miad Faezipour. Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features. *IEEE Intern. Conf. Electro/Information Technology*, 2012. doi: 10.1109/EIT.2012.6220730
- P. Chazal, T. Penzel and C. Heneghan. Automated Detection of Obstructive Sleep Apnoe at Different Time Scales Using the Electrocardiogram. *Institute of Physics Publishing*, 2004, vol. 25, no. 4, pp. 967–983.
- B. Yilmaz, M. Asyali, E. Arikan, S. Yektinand, F. Ozgen. Sleep Stage and Obstructive Apneic Epoch Classification Using Single-Lead ECG. *Biomedical Engineering Online*, 2010, vol. 9.
- J. Pan, W.J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1985, vol. 3, pp. 230–236.
- Penzel T., Moody G., Mark R., Goldberger A., Peter J. The apnea-ECG database. In *Proceed. Of the Computers in cardiology, Cambridge, MA, USA, 24–27 September 2000*; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2000; pp. 255–258.
- PhysioNet. A vailable online: www.physionet.org (accessed on 20 February 2019)
- Laijali Almazaydeh, Khaled Elleithy, Miad Faezipour. Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features, *IEEE Intern. Conf. Electro/Information Technology*. doi: 10.1109/EIT.2012.6220730
- Li K., Pan W., Li Y., Jiang Q., Liu G. A method to detect sleep apnea based on deep neural network and hidden Markov model using single-lead ECG signal. *Neurocomputing*, 2018, iss. 294, pp. 94–101.
- Pathinarupothi R. K., Rangan E. S., Gopalakrishnan E. A., Vinaykumar R., Soman K. P. Single sensor techniques for sleep apnea diagnosis using deep learning. In *Proc. IEEE Intern. Conf. Healthcare Informatics (ICHI), Park City, UT, USA, 23–26 August 2017*, IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2017; pp. 524–529.
- Choi S. H., Yoon H. S., Kim H. B., Kwon H. B., Oh S. M., Lee Y. J., Park K. S. Real-time apnea-hypopnea event detection during sleep by convolutional neural networks. *Comput. Biol. Med.* 2018, iss. 100, pp. 123–131.

18. Ana Mincholé and Blanca Rodriguez. Artificial intelligence for the electrocardiogram, *Nature Medicine*, 2019, vol. 25, pp. 20–23.
19. Mostafa S. S., Mendonça F., Morgado-Dias F., Ravelo-García A. SpO2 based sleep apnea detection using deep learning. *Proc. of the 2017 IEEE 21st Intern. Conf. Intelligent Engineering Systems (INES), Larnaca, Cyprus, 20–23 October 2017*; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2017, pp. 91–96.
20. Peter H. Charlton, Drew A. Birrenkott, Timothy Bonnici, Marco A. F. Pimentel, Alistair E. W. Johnson, Jordi Alastruey, Lionel Tarassenko, Peter J. Watkinson, Richard Beale, and David A. Clifton. Breathing Rate Estimation From the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2018, vol. 11, 1–20 pp.
21. Denisse Castaneda, Aibhlin Esparza, Mohammad Ghamari, Cinna Soltanpur, Homer Nazeran. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care, *Int. J. Biosens Bioelectron*, 2018; vol. 4, iss. 4, pp. 195–202. doi: 10.15406/ijbsbe.2018.04.00125
22. Mohamed Elgendi. On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals. *Current Cardiology Reviews*, 2012, no. 8, pp. 14–25.
23. A. Johansson. Neural network for photoplethysmographic respiratory rate monitoring. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2003, pp. 242–248 pp.
24. A. Petrenko, R. Kyslyi, I. Pysmennyi. Detection of human respiration patterns using deep convolution neural networks. *Eastern-European J. Enterprise Technologies*, 2018, vol. 4/9, iss. 94, pp.5–17.

Листування

професор **А. І. Петренко**
кафедра системного проектування
Національний технічний університет «Київський
політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»
просп. Перемоги, 37, Київ, 03056, Україна
тел. +380 67 597 2077
ел. пошта: tolja.petrenko@gmail.com