



УКРАЇНА

(19) UA

(11) 149122

(13) U

(51) МПК

A61B 5/20 (2006.01)

НАЦІОНАЛЬНИЙ ОРГАН
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ
ВЛАСНОСТІ
ДЕРЖАВНЕ ПІДПРИЄМСТВО
"УКРАЇНСЬКИЙ ІНСТИТУТ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ
ВЛАСНОСТІ"

(12) ОПИС ДО ПАТЕНТУ НА КОРИСНУ МОДЕЛЬ

(21) Номер заявки:	u 2021 02461	(72) Винахідник(и):	Квятковський Олександр Євгенович (UA), Квятковська Тетяна Олександрівна (UA), Квятковський Євген Аркадійович (UA)
(22) Дата подання заявки:	11.05.2021	(73) Володілець (володільці):	Квятковський Олександр Євгенович, вул. Гоголя, 13, кв. 8, м. Дніпро, 49044 (UA)
(24) Дата, з якої є чинними права інтелектуальної власності:	21.10.2021		
(46) Публікація відомостей про державну реєстрацію:	20.10.2021, Бюл.№ 42		

(54) СПОСІБ ОТРИМАННЯ АВТОМАТИЧНОГО КЛАСИФІКУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ УРОФЛОУМЕТРІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ САМОНАВЧАЛЬНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**(57) Реферат:**

Спосіб отримання автоматичного класифікування результатів урофлоуметрії з використанням самонавчальних нейронних мереж включає розпізнавання даних урофлоуметрії на основі подачі на вхід п'ятишарової самонавчальної нейронної мережі чисельних параметрів урофлограм, номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі при сечовипусканні, віку і статі пацієнта. Виходи нейронної мережі підрозділяють на 9 класів за типами урофлоуметричних кривих: нормальний, з неактивним потоком сечі, переривчастий, перервний, обструктивний, обструктивно-перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом з точністю 97,17 %, 90,70 %, 93,93 %, 91,89 %, 89,02 %, 94,44 %, 96,40 %, 93,33 %, 82,69 % відповідно, з загальною точністю 93,45 %. Застосовують збільшення фільтрів, збільшений набір даних, ваги класів для збалансування набору даних. Загальна точність збільшується на 0,05 %, точність визначення норми на 0,53 %, основних патологічних типів кривих: переривчастого - на 0,70 %, обструктивного - на 3,82 %, і додатково класифікують 5 типів патологічних кривих: з неактивним потоком сечі, перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом.

UA 149122 U

Корисна модель належить до способів автоматичної інтерпретації кривих, зокрема для автоматичної інтерпретації і класифікування кривих, отриманих при проведенні урофлоуметрії.

Урофлоуметрія - метод, що полягає в графічній реєстрації об'ємної швидкості потоку сечі під час сечовипускання за допомогою урофлоуметра. Даний метод реєстрації уродинамічних процесів неінвазивний і оснований на аналізі фізичних параметрів струменю сечі. Урофлоуметрична крива сумарно відображає функціональний стан м'язів сечового міхура (детрузора) і прохідність сечівника. Результати урофлоуметрії не є специфічними для того чи іншого захворювання, але відображають функціональний стан нижніх сечових шляхів,

Симптоми нижніх сечових шляхів внаслідок порушень сечовипускання спостерігаються у 15-60 % чоловіків віком старше 40 років [1]. За результатами популяційного дослідження, яким було охоплено 30 тисяч жіночого населення різних регіонів України, розлади сечовипускання мають місце у 52,0 % жінок [2].

До певної міри трактовка урофлоуграм полегшується завдяки автоматизованому обчисленню показників урофлоуграм, закладеному у програмах більшості урофлоуметрів, з визначенням таких параметрів, як максимальна і середня об'ємна швидкість потоку сечі, прискорення потоку сечі, час сечовиділення та сечовипускання, час досягнення максимального потоку сечі та очікування сечовипускання, об'єм сечі, виділеної при сечовипусканні. Але для визначення синдромів, які спостерігаються при різних захворюваннях нижніх сечових шляхів, таких, як синдром детрузорно-сфінктерної диссинергії, гіперактивного сечового міхура, інфравезикальної обструкції, або декомпенсації детрузора нейрогенного чи обструктивного походження з так званим "черевним сечовипусканням", значення має якісна оцінка урофлоуметричних кривих, форма графічного відображення об'ємного потоку сечі при сечовипусканні. Разом з тим, якісна візуальна оцінка урофлоуграм є операторзалежною. Вона залежить від суб'єктивної оцінки виду кривих оператором, його досвіду в проведенні та інтерпретації даних досліджень, а також вимагає певних витрат часу. Тому робляться спроби удосконалення і прискорення визначення характеристик урофлоуграм і класифікування їх за типом за рахунок автоматизації процесу. Автоматична оцінка характерних особливостей кривих може не тільки заощадити час, але і зробити якісну оцінку урофлоуграм більш надійною.

Удосконалення комп'ютерних методів обробки результатів урофлоуметрії, які дозволять підвищити ефективність проведення уродинамічних досліджень шляхом виявлення характерних ознак урофлоуметричних кривих, є актуальною проблемою автоматичної обробки і аналізу інформації щодо порушень потоку сечі при сечовипусканні.

Спосіб класифікації даних урофлоуметрії за допомогою машинного навчання з використанням нейронних мереж, представлений у статті [3]. Авторами запропонований нейромережевий класифікатор, в якому виходи штучних нейронних мереж підрозділяються на три класи урофлоуграм: "здорові", "можливі патологічні" і "патологічні". Система навчається за допомогою методу зворотного поширення та вхідних даних пацієнтів, які попередньо були проаналізовані фахівцями з урології. Застосована тришарова нейронна мережа з використанням програмного середовища MATLAB. Вхідний шар використовує виводи алгоритму вилучення функцій з застосуванням деяких виявлених функцій, таких як локальні максимуми і мінімуми урофлоуграми, та визначенням площі під кривою. Загальна кількість урофлоуграм, використаних для машинного навчання, становила 72. Продуктивність системи тестувалася за даними 78 урофлоуграм, які не використовувалися у навчанні. Показник "успішності" (точності) для визначення урофлоуграм як "здорові" склав 88 %, "можливі патологічні" - 73 % і "патологічні" - 77 %, середній показник успішності (точності) системи склав 79 %.

Недоліком способу є класифікація урофлоуграм лише за такими ознаками, як норма, патологія та сумнівні криві. До недоліків також належить незначна кількість урофлоуграм, використаних для навчання системи, і лише три шари нейронної мережі, застосованої для самонавчання, що знижує її точність.

У статті [4] запропоновано модель прогнозування вродженого заднього уретрального клапана (PUV) у хлопчиків із симптомами нижніх сечових шляхів (LUTS) за допомогою застосування штучної нейронної мережі для оцінки результатів урофлоуметрії. Використане чотиришарове зворотно-поширювальне навчання. Ймовірність виявлення PUV оцінюється за допомогою кількісних параметрів урофлоуметрії (максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі, часу досягнення максимального потоку сечі, часу сечовиділення і сечовипускання, об'єму виділеної сечі) та віку пацієнта. У багатоваріантному аналізі значущими змінами на користь PUV були ознаки: слабкий потік/переривчастість потоку сечі та збільшення частоти сечовипускань. Набір даних включав 87 урофлоуграм дітей з PUV і 114 урофлоуграм дітей, віднесених до норми. За допомогою нейронних мереж при оцінці урофлоуграм було точно прогнозовано 92,7 % випадків PUV. У випадках слабого потоку чи переривчастості потоку сечі

при урофлоуметрії з урахуванням підвищеної частоти сечовипускання одержаний таким чином прогноз може сприяти своєчасному лікуванню.

Недоліком способу є те, що завідомо відбиралися пацієнти з однією патологією - вродженим клапаном уретри. Головні ознаки, призначені авторами для даної патології, такі як "слабкий потік" або "переривчастість", спостерігаються і при інших захворюваннях у дітей, таких як вроджені фімоз, дивертикул уретри, контрактура шийки сечового міхура, гіпертрофія сім'яного горбка, часткова облітерація уретри. Також урофлоуграми не розрізняли за окремими типами, а визначали загальні відхилення від норми.

Найбільш близьким аналогом до запропонованого способу за сукупністю ознак є спосіб, описаний в патенті України № 146433 [5], у якому представлено класифікатор нейронної мережі, в якому виходи нейронної мережі підрозділяють на чотири класи урофлоуграм: нормального, переривчастого, обструктивного та обструктивно-перервного типів. Для реалізації способу застосована п'ятишарова архітектура мережі FCN (Fully Convolutional Network) [6], в яку були внесені поліпшення: збільшення розміру фільтрів у 2 рази, а також облік чисельних параметрів шляхом впровадження їх перед останнім шаром мережі FCN. Дані, що подаються на вхід нейронної мережі представляють собою графік швидкості сечовипускання, записаний з частотою 56 вимірювань в секунду. Крім того, враховують стать і вік пацієнта, а також обчислюють урофлоуметричні параметри і проценти номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі. Урофлоуметричні параметри включають максимальну і середню об'ємну швидкість потоку сечі, прискорення потоку сечі, час сечовиділення та сечовипускання, урофлоуметричний індекс, час досягнення максимального потоку сечі та очікування сечовипускання, об'єм сечі, виділеної при сечовипусканні. Кількість урофлоуграм, використаних для машинного навчання, становила 2128. Система тестувалася за даними 912 урофлоуграм, які не використовувалися у навчанні. За результатами тестування системи урофлоуметричні криві нормального, переривчастого, обструктивного та обструктивно-перервного типів тестувалися з точністю 96,64 %, 90,00 %, 90,11 % і 94,82 % відповідно, з загальною точністю 93,4 %.

Недоліком способу є класифікування урофлоуграм лише за 4 основними типами, що не дозволяє отримати повний діапазон типів урофлоуграм [7, 8]. До недоліків також належить нерівномірна кількість урофлоуграм різних класів, використаних для навчання системи, з огляду на різну частоту їх зустрічальності, що знижує її точність.

В основу корисної моделі поставлена задача створити спосіб, який дає можливість розширення діапазону визначення типів урофлоуграм до дев'яти, покращити здатність до навчання штучної нейронної мережі та точність якісної оцінки урофлоуграм.

Поставлена задача вирішується тим, що у способі отримання автоматичного класифікування результатів урофлоуметрії з використанням самонавчальних нейронних мереж, що включає розпізнавання даних урофлоуметрії на основі подачі на вхід п'ятишарової самонавчальної нейронної мережі чисельних параметрів урофлоуграм, номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі при сечовипусканні, віку і статі пацієнта, згідно з корисною моделлю, виходи нейронної мережі підрозділяють на 9 класів за типами урофлоуметричних кривих: нормальний, з неактивним потоком сечі, переривчастий, перервний, обструктивний, обструктивно-перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом з точністю 97,17 %, 90,70 %, 93,93 %, 91,89 %, 89,02 %, 94,44 %, 96,40 %, 93,33 %, 82,69 % відповідно, з загальною точністю 93,45 %, крім того, застосовують збільшення фільтрів, збільшений набір даних, ваги класів для збалансування набору даних, при цьому загальна точність збільшується на 0,05 %, точність визначення норми - на 0,53 %, основних патологічних типів кривих: переривчастого - на 0,70 %, обструктивного - на 3,82 %, і додатково класифікуються 5 типів патологічних кривих: з неактивним потоком сечі, перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом.

Спосіб здійснюють наступним чином.

Дані приладового блоку, тобто урофлоуметра, та певним чином додатково оцифрована крива урофлоуметрії подаються до автоматичного блоку, тобто нейронної мережі з п'ятишаровим зворотно-поширювальним навчанням, дев'ять виходів якої відповідають класам за типами урофлоуметричних кривих.

Дані урофлоуметра, що подаються на вхід нейронної мережі, представляють собою 13 скалярних значень: чисельні параметри урофлоуграми, проценти номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі, а також дані пацієнта - стать і вік. Чисельні параметри урофлоуграми включають максимальну і середню об'ємну швидкість потоку сечі, прискорення потоку сечі, урофлоуметричний індекс час сечовиділення та сечовипускання, час досягнення максимального потоку сечі та очікування сечовипускання, об'єм сечі, виділеної при

сечовипусканні. Крім того, на вхід нейронної мережі подається графік швидкості сечовипускання (урофлоуграма), записаний з частотою 56 вимірювань в секунду та поданий на вхід після стиснення з частотою 14 вимірювань в секунду, в результаті чого отримується часовий ряд з 2000 значень, що відповідає урофлоуграм з максимальною тривалістю в 143 секунди.

В результаті апробації різних варіантів архітектур нейронних мереж, таких як ResNet, LSTM-FCN, GRU-FCN, WaveletFCNN, InceptionTime, OS-CNN, ROCKET, нами була обрана п'ятишарова архітектура мережі Fully Convolutional Network (FCN), запропонована Z. Wang і співав. [6], яка зарекомендувала себе однією з кращих [9]. Система навчається за допомогою методу зворотного поширення та вхідних даних за результатами урофлоуметрії, які попередньо були проаналізовані фахівцями з урології.

До внесених раніше Квятковським О.Є. поліпшень в оригінальну архітектуру FCN [5], було застосоване додаткове збільшення фільтрів, а також використані ваги класів. Так як зустрічальність окремих типів урофлоуграм відрізняється, ваги класів використовувалися для збалансування набору даних, щоб екземпляри з менш представлених класів частіше пред'являлися для навчання. Розмір набору даних був збільшений 2,6 рази. Це дозволило при розширенні діапазону класів на виході нейронної мережі з 4 до 9 отримати загальну точність системи 93,45 %.

Частка вірних відповідей автоматичного класифікування урофлоуграм в залежності від застосованих удосконалень, відображена в таблиці 1.

Таблиця 1

Частка вірних відповідей автоматичного класифікування урофлоуграм з використанням самонавчальних нейронних мереж в залежності від удосконалень класифікатора (в %)

Удосконалень класифікатора	Частка вірних відповідей при тестуванні мережі
FCN	82,90 %
+ збільшені фільтри	83,95 %
+ врахування параметрів	87,35 %
+ збільшення розміру набору даних	92,75 %
+ ваги класів	93,45 %

Для розпізнавання даних урофлоуметрії на основі нейромережевого класифікатора і тестування нейронної мережі ми використали набір з 7843 результатів урофлоуметрії, що задовольняли умовам коректного урофлоуметричного дослідження. Серед обстежених було 66 % чоловіків і 34 % жінок. Вік пацієнтів варіював від 18 до 90 років. Дані випадковим чином розбивалися на навчальну і тестову вибірки в співвідношенні 70 % і 30 %. Тестування системи виконувалося на 2352 урофлоуграмах, що складало 30 % від загальної кількості досліджень.

Обчислювальні експерименти проводилися на GPU Nvidia GTX 1080, CPU Intel i7-4790, використовувалася мова програмування Python і бібліотеки Tensorflow і Keras.

В таблиці 2 представлена матриця неточностей класифікування урофлоуграм за 9 класами (типами урофлоуграм за характером сечовипускання), отримана з використанням самонавчальних нейронних мереж.

Таблиця 2

Матриця неточностей класифікування урофлоуграм

Клас (тип) урофлоуграм		1	2	3	4	5	6	7	8	9	Σ	%
Норма	1	550	5	0	0	0	0	9	1	1	566	97,17
Переривчастий	2	19	351	0	0	3	2	9	1	2	387	90,70
Обструктивний	3	0	0	325	10	6	0	5	0	0	346	93,93
Обструктивно-переривний	4	0	0	13	408	9	10	4	0	0	444	91,89
Обструктивно-переривчастий	5	0	2	3	9	146	0	4	0	0	164	89,02
Переривний	6	0	4	0	1	0	114	2	0	0	126	94,44
Неактивний потік	7	5	1	2	0	0	0	214	0	0	222	96,40
Стрімкий	8	1	2	0	0	0	0	0	42	0	45	93,33

Таблиця 2 (продовження)

Клас (тип) урофлоуграм		1	2	3	4	5	6	7	8	9	Σ	%
Високий старт	9	2	4	0	0	0	0	3	0	43	52	82,69
Σ											2352	93,45

Примітка: в затінених клітинках таблиці вказана кількість правильно автоматично розпізнаних урофлоуграм, в останньому стовпці - їх процентне відношення щодо загальної кількості тестових урофлоуграм даного класу, вказаної в передостанньому стовпці.

Отже, запропонований спосіб автоматичного класифікування результатів урофлоуметрії дозволяє отримати ідентифікацію урофлоуграм за типами у повному діапазоні дев'яти класів, причому загальна точність підвищується з 93,40 % до 93,45 % (на 0,05 %), точність визначення основних патологічних типів урофлоуграм, а саме переривчастого типу підвищується з 90,00 % до 90,70 % (на 0,70 %), обструктивного типу - з 90,11 % до 93,93 % (на 3,82 %), точність визначення норми підвищується з 96,64 % до 97,17 % (на 0,53 %).

Джерела інформації:

1. Пасечніков С.П. Силодозин в лечении симптомов нижних мочевых путей: максимальная фармакологическая селективность. Медичні аспекти здоров'я чоловіка. 2017. № 1 (24): 13-17.

2. Яцина О.І. Якість життя жінок в її взаємозв'язку із поширеністю розладів сечовипускання в Україні. Урологія. 2018. № 4: 17-23.

3. Altunay S. A new approach to urinary system dynamics problems: Evaluation and classification of uroflowmeter signals using artificial neural networks /S. Altunay, Z. Telatar, O. Eroglu [et al.] //Expert Systems with Applications. 2009. 36, 3: 4891-4895.

4. Abdovic S., Cuk M., Cekada N., Milosevic M., Geljic A., Fusic S., Bastic M., Bahtijarevic Z. Predicting posterior urethral obstruction in boys with lower urinary tract symptoms using deep artificial neural network. World Journal of Urology. 2019. 37:1973-1979.

5. Спосіб автоматичної класифікації результатів урофлоуметрії з використанням самонавчальних нейронних мереж. Квятковський О.Є., Квятковська Т.О., Квятковський Є.А. Патент України № 146433, МПК (2021.01) А61В 8/00, А61В 5/20, № заявки u202004194, дата подання 08.07.2020, опубл. 24.02.2021, Бюл. № 8.

6. Wang Z. Time series classification from scratch with deep neural networks: A strong baseline /Z. Wang, W. Yan, T. Oates //ArXiv: 1611.06455v4 [cs. LG]. 2016. 9 p.

7. Вишневский Е.Л., Пушкарь Д.Ю., Лоран О.Б., Данилов В.В., Вишневский А.Е. Урофлоуметрия. - М.: Печатный Город, 2004. 220 с.

8. Квятковская Т.А., Квятковский Е.А., Квятковский А.Е. Урофлоуметрия: монография. Днепр: Лира, 2019. 276 с.

9. Fawaz H.I. Deep learning for time series classification: a review /H.I. Fawaz, G. Forestier, J. Weber [et al.] //Data Mining and Knowledge Discovery. - 2019, V. 33. - Is. 4. - P. 917-963.

ФОРМУЛА КОРИСНОЇ МОДЕЛІ

Спосіб отримання автоматичного класифікування результатів урофлоуметрії з використанням самонавчальних нейронних мереж, що включає розпізнавання даних урофлоуметрії на основі подачі на вхід п'ятишарової самонавчальної нейронної мережі чисельних параметрів урофлоуграм, номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі при сечовипусканні, віку і статі пацієнта, який **відрізняється** тим, що виходи нейронної мережі підрозділяють на 9 класів за типами урофлоуметричних кривих: нормальний, з неактивним потоком сечі, переривчастий, перервний, обструктивний, обструктивно-перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом з точністю 97,17 %, 90,70 %, 93,93 %, 91,89 %, 89,02 %, 94,44 %, 96,40 %, 93,33 %, 82,69 % відповідно, з загальною точністю 93,45 %, крім того, застосовують збільшення фільтрів, збільшений набір даних, ваги класів для збалансування набору даних, при цьому загальна точність збільшується на 0,05 %, точність визначення норми на 0,53 %, основних патологічних типів кривих: переривчастого - на 0,70 %, обструктивного - на 3,82 %, і додатково класифікують 5 типів патологічних кривих: з неактивним потоком сечі, перервний, обструктивно-переривчастий, стрімкий та з високим стартом.

Комп'ютерна верстка А. Крижанівський