

Надійшла 25.01.2021

Акцептована 05.03.2021

УДК 612.461.21:616.62-072.7:004.94:519.68

DOI 10.26641/2307-5279.25.1.2021.231367

Застосування нейронних мереж для автоматичної класифікації урофлюграм

О.Є. Квятковський¹, ORCID: 0000-0001-9235-1120

Є.А. Квятковський¹, ORCID: 0000-0002-3973-6854

Т.О. Квятковська², ORCID: 0000-0001-8206-6203

¹ КНП «Міська клінічна лікарня № 9» Дніпровської міської ради

² ДЗ «Дніпровський державний медичний університет»

Keywords:

uroflowmetry, neural networks, automatic classification of uroflowgrams

Для цитування:

ДСТУ 8302 2015:

Квятковський О.Є., Квятковський Є.А., Квятковська Т.О. Застосування нейронних мереж для автоматичної класифікації урофлюграм. *Урологія*. 2021. Т. 25, № 1. С. 62–70. DOI: 10.26641/2307-5279.25.1.2021.231367.

APA:

Kvyatkovsky, O.Ye., Kvyatkovsky, Ye.A., & Kvyatkovska, T.O. (2021). Zastosuvannya neyronnykh merezh dlya avtomatychnoyi klasyfikatsiyi uroflowgram [Application of neural networks for automatic classification of uroflowgrams]. *Urolohiya – Urologiya*, 25(1), 62–70. DOI: 10.26641/2307-5279.25.1.2021.231367 [in Ukrainian].

Адреса для листування:

Т.О. Квятковська

E-mail:

tatiana.kvyatkovskaya@gmail.com

SUMMARY

Application of neural networks for automatic classification of uroflowgrams

O.E. Kvyatkovsky, E.A. Kvyatkovsky, T.O. Kvyatkovska

Uroflowmetry (UFM) is a clinical method for non-invasive study of the urodynamics of the lower urinary tract, which can be used as a screening method. Not always quantitative values of indicators that are within the age norm indicate the absence of urination disorders. In the interpretation of uroflowgrams, great importance is attached to the graphic type of curves. Several methods of automatic classification of uroflowgrams proposed earlier, including the use of neural networks, determined a limited number of types of uroflowgrams and had insufficiently high accuracy. The aim of the study is to improve computer methods for processing UVM results using neural networks and to create a method that makes it possible to conduct screening studies of urination and determine up to nine types of uroflowgrams.

To develop a system for recognizing UFM data based on a neural network classifier, a set of 7843 UFM results was used. The data were classified into 9 types based on the study of scientific literature and many years of our own experience in conducting UFM. The UFM results were randomly divided into training and test samples in a ratio of 70% and 30%. The system was tested on 2352 uroflowgrams. To ensure that the results obtained were independent of the partitioning of the dataset, we used a sequential random sampling validation. The age of the patients ranged from 18 to 90 years. Uroflowmetry was performed using a Potok-K uroflowmeter (developed by O.Ye. Kvyatkovsky).

As a result of testing various variants of neural networks, we have chosen a five-layer architecture of the Fully Convolutional Network (FCN). Improvements have been made to its original architecture. In addition to the quantitative parameters of the UFM, the sex and age of the patient were taken into account, and the percentiles

of the nomograms of the maximum and average volumetric urine flow rate were calculated. A special feature was that, in addition to the quantitative parameters of the UFM, the entire graph of the volumetric flow rate of urine during urination was fed to the input of the neural network.

In the process of improving the classification system, the share of correct answers was increased from 82.9% at the beginning to 93.4% in the final version. The method of automatic classification with the allocation of 9 types of uroflowgrams provides the ability to determine normal urination with high accuracy – 96.3%. Among the pathological types of uroflowgrams, the accuracy of identification of intermittent and obstructive-intermittent urination, which most often determines the syndrome of detrusor sphincter dyssynergia, was 92.8% and 96.4%, rapid urination, which characterizes overactive bladder syndrome, was 93.3%, obstructive and obstructive-interrupted urination, which mainly determines infravesical obstruction – 90.2% and 91.3%, interrupted urination and urination with a high start – 92.3% and 80.8%. For screening urination, the positive is that the computer program allows you to identify the initial disorders of urination: uroflowgram type “inactive flow” (pre-obstructive urination), is determined with an accuracy of 92.3%.

The results obtained have been tested on a large number of uroflowgrams and are sufficient for practical use. It is possible to issue automatic conclusions during mass screening uroflowmetric studies of the urodynamics of the lower urinary tract. Proposed by O.Ye. Kvyatkovsky, a computer program using neural networks saves time in the diagnostic process and makes the assessment of uroflowgrams more reliable.

ВСТУП

Урофлоуметрія (УФМ) – клінічний метод неінвазивного дослідження уродинаміки нижніх сечових шляхів, який може використовуватися як скринінговий. У трактуванні урофлоуграм важливе значення надають графічному типу кривих, оскільки не завжди кількісні значення показників, що знаходяться в межах вікової норми, свідчать про відсутність порушень сечовипускання. Тільки комплексна оцінка кількісних параметрів і якісної характеристики кривої може достеменно виявити і ідентифікувати патологічний стан сечовипускання. Результати УФМ не є суто специфічними для того чи іншого захворювання, але вони відображають функціональний стан нижніх сечових шляхів і разом з іншими методами дослідження допомагають у визначенні діагнозу і призначенні лікування.

До певної міри трактовка урофлоуграм полегшується завдяки автоматизованому обчисленню показників урофлоуграм, закладеному у програмах більшості урофлоуметрів. Визначаються такі параметри, як максимальна і середня об'ємна швидкість потоку сечі, прискорення по-

току сечі, час сечовиділення, сечовипускання, досягнення максимального потоку сечі та очікування сечовипускання, об'єм сечі, виділеної при сечовипусканні. У програмах деяких урофлоуметрів, як то «Потік-К», додатково обчислюються номограми максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі з урахуванням об'єму виділеної сечі і віку пацієнта. Однак для визначення синдромів, які спостерігаються при захворюваннях нижніх сечових шляхів, таких, як синдром гіперактивного сечового міхура, детрузорно-сфінктерної диссинергії, інфравезикальної обструкції, декомпенсації детрузора з «черевним сечовипусканням», значення має якісна оцінка урофлоуграм. Разом з тим, візуальна оцінка урофлоуграм є операторзалежною. Вона залежить від суб'єктивної оцінки виду кривих лікарем (оператором), його досвіду в проведенні даних досліджень, а також вимагає певних витрат часу.

Запропонований нами раніше спосіб автоматизованої діагностики порушень уродинаміки нижніх сечових шляхів із програмною цифровою фільтрацією та спектральним аналізом урофлоуграм мав точність 75% та був трудо-

містким через процедуру послідовного виключення змінних, що відбивалося на його точності [1, 2].

Протягом останніх років досягнуті значні вдосконалення у розробці методів штучного інтелекту. Штучні нейронні мережі використовуються в якості клінічних систем прийняття рішень для медичної діагностики. Нейронні мережі не програмуються в звичному сенсі цього слова, вони навчаються, що є однією з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Методологія глибокого навчання включає кілька прихованих шарів штучних нейронних мереж, кожен наступний шар отримує на вході вихідні дані попереднього шару. Початкові шари вивчають першорядні ознаки, подальші шари вивчають ознаки більш високого порядку, ознаки підсумкового шару подаються в шари класифікації. Кілька шарів працюють разом для формування поліпшеного простору відмінних ознак. Отже, вони досягають більш високого рівня узагальнення.

Відомі декілька досліджень з застосуванням способів класифікації даних урофлоуметрії за допомогою машинного навчання з використанням нейронних мереж. Була представлена модель нейронної мережі, яка може розрізняти і класифікувати здорових і хворих пацієнтів із неврологічними порушеннями, що супроводжуються урологічними розладами [3]. Запропонована система з використанням загальноклінічних даних, УФМ і цистометрії, здатна передбачати, чи є дисфункція нижніх сечових шляхів чи ні [4]. Результати тестування цієї системи показали 85% достовірності. В іншому дослідженні навчання штучної тришарової нейронної мережі проводили за даними невеликої кількості відібраних урофлоуграм: норма – 58, доброякісна гіперплазія передміхурової залози (ДГПЗ) – 107, стриктура уретри – 25, детрузорно-сфінктерна диссинергія – 20 урофлоуграм, тестували систему лише на 40 прикладах урофлоуграм [5]. Вхідний шар містив такі вхідні параметри, як вік пацієнта, об'єм сечовипускання, час досягнення максимальної швидкості сечовипускання, середня та максимальна об'ємна швидкість потоку сечі, час сечовипускання, а також коефіцієнти, що потребували додаткового розрахування. Але при ДГПЗ і стриктурі уретри зустрічаються різні типи урофлоуграм [6, 7], тому завдання не було коректним. Декларований у висновках загальний ступінь точності 95% без конкретизації за типами урофлоуграм і попереднього наведення підтверджуючих даних та з огляду на некоректність завдання викликає сумніви. Найбільш доцільний класифікатор був роз-

роблений в програмному середовищі MATLAB і реалізувався через графічний інтерфейс з визначенням площі під кривою та застосуванням деяких функцій, таких як локальні максимуми і мінімуми урофлоуграми, але в ньому виходили штучних нейронних мереж підрозділялися лише на три класи урофлоуграм: «здорові», «можливі патологічні» і «патологічні» [8]. Кількість урофлоуграм, використаних для машинного навчання, становила 72, тестували систему за даними 78 урофлоуграм. Показник «успішності» (точності) для визначення урофлоуграм як «здорові» склав 88%, «можливі патологічні» – 73% і «патологічні» – 77%, середній показник «успішності» (точності) системи склав 79%. Покращення точності класифікації урофлоуграм та збільшення можливостей для диференціювання різних типів урофлоуграм залишаються актуальними.

Мета дослідження: удосконалення комп'ютерних способів обробки результатів УФМ із застосуванням нейронних мереж та створення способу, який дає можливість проведення скринінгових досліджень сечовипускання і визначення до дев'яти типів урофлоуграм.

МАТЕРАЛИ І МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для розробки системи розпізнавання даних УФМ на основі нейромережевого класифікатора і тестування нейронної мережі ми використали набір з 7843 результатів УФМ, що задовольняли умовам коректного урофлоуметричного дослідження. Дані були класифіковані нами за 9 типами на підставі вивчення наукової літератури і багаторічного власного досвіду проведення УФМ [6, 7]. Дані випадковим чином розбивалися на навчальну і тестову вибірки в співвідношенні 70% і 30%, тобто, тестування системи виконувалося на 2352 урофлоуграмах, що складало 30% від загальної кількості досліджень. Серед обстежених було 66% чоловіків і 34% жінок. Вік пацієнтів варіював від 18 до 90 років. Урофлоуметрію проводили за допомогою урофлоуметра «Потік-К» (розробник О.Є. Квятковський). Обчислювальні експерименти проводилися на GPU Nvidia GTX 1080, CPU Intel i7-4790, використовувалася мова програмування Python і бібліотеки Tensorflow і Keras.

Типи урофлоуграм визначали за наступними основними характеристиками. Нормальний тип – безперервна відносно рівна крива у вигляді асиметричного дзвона з трохи подовженою низхідною складовою (рис. 1а). Крива типу «неактивний потік» (передобструктивний тип) – крива дещо подовжена, висота купола кривої знижена, основа його розширена (рис. 1б). Об-

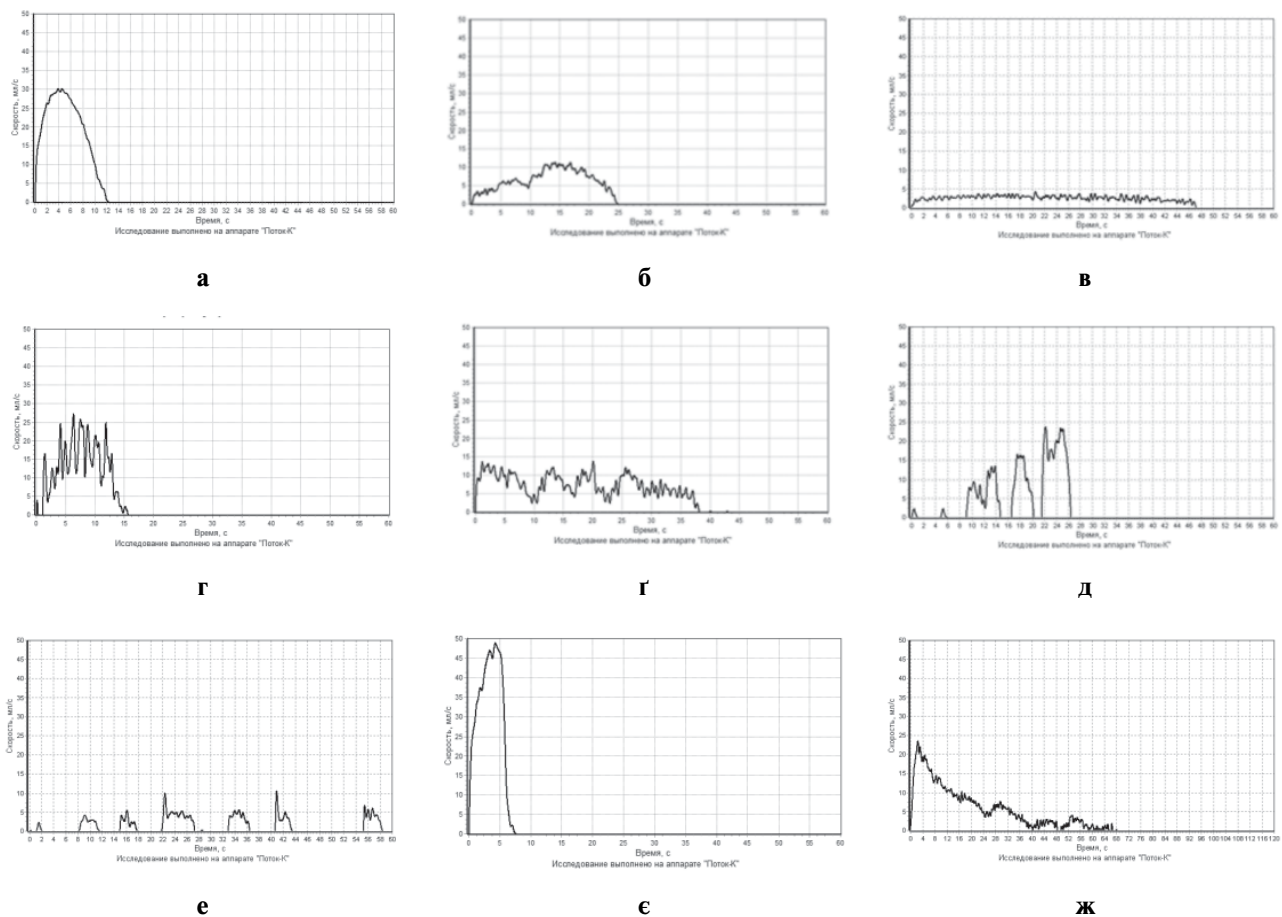


РИСУНОК 1. Найбільш характерні приклади різних типів урофлоуграм: норма, «неактивний потік», обструктивний, переривчастий, обструктивно-переривчастий, перервний, обструктивно-перервний, стрімкий, «високий старт»

структивний тип – крива значно подовжена і асиметрична за рахунок значно подовженої низхідної частини, має пологий вигляд зі згладженим невираженим куполом або сплюснена (рис. 1в); більша частина загального обсягу сечі виділяється при постійно низькій швидкості потоку сечі. Така урофлоуграма найбільш типова для інфравезикальної обструкції. Переривчастий тип – крива у вигляді хвиль різної амплітуди, що не доходять до ізолінії, швидкість потоку сечі зазнає значних коливань, але не супроводжується відхиленням кількісних показників від норми (рис. 1г). Хвилеподібні зміни можуть накладатися як на огинаючу криву, яка описує нормальний потік сечі, так і на криву обструктивного сечовипускання – обструктивно-переривчастий тип урофлоуграми (рис. 1г), що відображає флукуаційну функціональну неповну обструкцію. Ці прояви в основному пов’язують з детрузорно-сфінктерною диссинергією, причиною якої є незгоджене скорочення або недостатня релаксація внутрішнього або зовнішнього сфінктера уретри при одночасному скороченні детрузора. Перервний тип – крива має хвилеподібний вигляд та неодноразово переривається, досягаючи ізолінії, характеризується подовженням часу се-

човиділення відносно часу сечовипускання (рис. 1д). Швидкість потоку сечі може відповідати значенням норми, проте частіше знижена – обструктивно-перервний тип урофлоуграми (рис. 1е). Зниження максимальної об’ємної швидкості потоку сечі при перервному типі кривої в поєднанні з великим об’ємом залишкової сечі підтверджує наявність інфравезикальної обструкції. Переривання кривої частіше відображає видавлювання сечі порціями за рахунок скорочення м’язів черевного преса, що може свідчити про декомпенсацію детрузора обструктивного або нейрогенного генезу. Стрімкий тип – крива у вигляді вежі, характеризується різким зростанням висхідної частини, високим куполом, вузькою основою і швидким падінням низхідної частини до «0» (рис. 1е), максимальна об’ємна швидкість потоку сечі зазвичай перевищує 40 мл/с. Такий вигляд кривої в основному притаманний хворим з гіперактивним сечовим міхуром. Тип «високий старт» – крива дуже швидко досягає свого максимуму на самому початку сечовипускання з плавним, повільним і тривалим зниженням кривої до «0» (рис. 1ж). Вказує на зниження еластичності сечівника, ригідність його стінки, може спостерігатися при великих поліпах уретри.

РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

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 в роботі Z. Wang і співав. [9], яка зарекомендувала себе однією з кращих [10]. Були внесені деякі поліпшення в оригінальну архітектуру FCN: істотний приріст точності класифікації дали збільшення розміру фільтрів, а також облік 13 чисельних параметрів шляхом впровадження їх перед шаром Softmax [11]. Щоб переконатися в незалежності одержуваних результатів від розбиття набору даних, використовувалася валідація послідовним випадковим семплюванням. Дані п'ять разів випадковим чином розбивалися на навчальну і тестову вибірку в співвідношенні 70% і 30%, після чого кожен раз триразово запускалося навчання мережі з випадковою ініціалізацією і вибирався кращий результат. У порівнянні з попередньою нашою роботою [12] розмір набору даних був збільшений більш ніж у два рази. Оскільки зустрічальність окремих типів урофлоуграм різниться, для збалансування набору даних використовувалися ваги класів, щоб примірники з менш представлених класів частіше пред'являлися для навчання, що дозволило поліпшити точність їх класифікації.

Дані відповідно до нашої комп'ютерної програми 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, урофлуометричний 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 стискання з частотою 14 вимірювань в секунду, в результаті чого отримується часовий ряд з 2000 значень, що відповідає урофлогурам з максимальною тривалістю в 143 секунди. Таким чином, дані, які подаються нами на вхід нейронної мережі відрізняються тим, що, окрім скалярних чисельних параметрів УФМ, подається увесь графік об'ємної швидкості потоку сечі при сечовипусканні.

Вибір ознак (features) є популярним методом вдосконалення виконання індуктивних алгоритмів машинного навчання. Витяг лише корисних ознак для навчання значно покращує ефективність самонавчальної нейронної мережі, проте менш важливі ознаки можуть надати великий внесок у результат і їх цілковите викидання може перешкодити точності. Тому подання на вхід п'ятишарової нейронної мережі графіка урофлогурами цілком у вигляді часового ряду з 2000 значень, допомагає підвищенню точності на виході нейронної мережі.

Частка вірних відповідей автоматичної класифікації урофлогурам у залежності від застосованих удосконалень, відображена в табл. 1.

У табл. 2 представлена матриця невідповідностей класифікації урофлогурам за 9 типами, отримана з використанням самонавчальних нейронних мереж за допомогою запропонованої комп'ютерної програми.

Запропонована комп'ютерна програма і спосіб автоматичної класифікації урофлогурам з виділенням 9 типів урофлогурам забезпечує можливість тестування нормального сечовипускання з точністю 96,3%, неактивного потоку сечі з точністю 92,8%, переривчастого, перервного, обструктивного, обструктивно-перервного, обструктивно-переривчастого, стрімкого сечовипускання та сечовипускання з високим стартом з точністю 92,8%, 92,3%, 90,2%, 91,3%, 96,4%, 93,3%, 80,8% відповідно, з загальною точністю 93,4%.

Отже, запропонований спосіб автоматичної класифікації результатів урофлуометрії з застосуванням самонавчальних нейронних мереж дає можливість автоматично визначати усі основні

ТАБЛИЦЯ 1. Частка вірних відповідей автоматичної класифікації урофлогурам із використанням самонавчальних нейронних мереж у залежності від удосконалень класифікатора (в %)

Удосконалення класифікатора	Частка вірних відповідей при тестуванні мережі
FCN	82,9%
+ збільшені фільтри	83,9%
+ врахування параметрів	87,3%
+ збільшення розміру набору даних	92,7%
+ ваги класів	93,4%

ТАБЛИЦЯ 2. Матриця невідповідностей класифікації урофлоуграм

Типи урофлоуграм		1	2	3	4	5	6	7	8	9	Σ	%
Норма	1	545	7	0	0	0	0	11	2	1	566	96,3
Неактивний потік	2	12	359	0	0	3	2	8	1	2	387	92,8
Переривчастий	3	0	0	321	11	9	0	4	0	1	346	92,8
Перервний	4	0	1	12	410	9	8	4	0	0	444	92,3
Обструктивний	5	0	2	3	8	148	0	3	0	0	164	90,2
Обструктивно-перервний	6	0	5	0	3	1	115	2	0	0	126	91,3
Обструктивно-переривчастий	7	2	3	1	2	0	0	214	0	0	222	96,4
Стрімкий	8	0	3	0	0	0	0	0	42	0	45	93,3
Високий старт	9	2	4	0	0	1	0	3	0	42	52	80,8
Σ											2352	93,4

Примітка: у 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.

9 типів урофлоуграм. Усі типи урофлоуграм (за виключенням типу «високий старт») автоматично визначаються з точністю понад 90%. Загальне збільшення середнього показника точності до найбільш близької нейромережевої системи класифікації [8] досягло 14,4%, підвищення точності ідентифікації нормального сечовипускання склало 8,3% і перевищило 96%. Точне визначення різних типів обструктивного сечовипускання досягло 90,2%–96,4%. Серед патологічних типів урофлоуграм найбільш висока точність була в ідентифікації обструктивно-переривчастого (96,4%) та переривчастого сечовипускання (92,8%), що найчастіше визначає детрузорно-сфінктерну диссинергію, а також стрімке сечовипускання (93,3%), що звичайно характеризує гіперактивний сечовий міхур. Для скринінгу сечовипускання позитивним є те, що комп'ютерна програма дозволяє виявити початкові порушення сечовипускання: урофлоуграма типу «неактивний потік» (передобструктивне сечовипускання), визначається з досить високою точністю – 92,3%.

ВИСНОВКИ

Застосування самонавчальної нейронної мережі з напрацьованими удосконаленнями комп'ютерної програми дозволило досягти високої загальної точності (93,4%) автоматичної класифікації урофлоуграм за найбільшою кількістю типів (9 типами), що важливо для проведення діагностичного процесу порушень сечовипускання. Визначення нормального типу урофлоуграм досягло 96,3%. Отримані результати пройшли тестування на великій кількості урофлоуграм (2352 криві) і достатні для практичного застосування, рекомендацій лікарю в процесі освоєння ним УФМ, оптимізації і прискорення його

роботи в подальшому. Можлива видача автоматичних висновків при масових скринінгових урофлоуметричних дослідженнях уродинаміки нижніх сечових шляхів для полегшення аналізу великої кількості урофлоуграм. Нейромережевий автоматичний аналіз урофлоуметричних кривих, зважаючи на їх значну варіабельність, може не лише заощадити час, але і зробити оцінку урофлоуграм більш надійною.

ІНФОРМАЦІЯ ПРО КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Потенційних або явних конфліктів інтересів, що пов'язані з цим рукописом, на момент публікації не існує та не передбачається.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Квятковский А.Е., Квятковский Е.А., Квятковская Т.А., Глухова Н.В. Автоматизированная обработка результатов урофлоуметрии в диагностике нарушений уродинамики нижних мочевых путей. *Урология*. 2011. № 3. С. 22–27.
2. Спосіб автоматизованої діагностики порушень уродинамики нижніх сечових шляхів. Квятковський О.Є., Глухова Н.В., Квятковська Т.О., Квятковський Є.А. Патент № 72778 Україна: МПК (20.12.01) А61В 8/00. № у 2012 02410; заявл. 29.02.2012; опубл. 27.08.2012, Бюл. № 16.
3. Gil D., Johnsson M., Chamizo J.M.G., Paya A.S., Fernandez D.R. Application of artificial neural networks in the diagnosis of urological dysfunctions. *Expert systems with applications*. 2009. Vol. 36 (3). P. 5754–5760.
4. Paya A.S., Fernandez D.R., Mendez D.G., Hernandez K.A.M. Development of an artificial neural network for helping to diagnose diseases in

urology. BIONETICS 06: Proceedings of the 1st international conference on Bio inspired models of network, information and computing systems. Article. 2006. P. 9-es.

5. Ершов А.В., Капсаргин Ф.П., Бережной А.Г., Мылтыгашев М.П. Экспертные системы в оценке данных урофлоуграм. *Вестник урологии*. 2018. Т. 6, № 3. С. 12–16.

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

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

8. Altunay S., Telatar Z., Eroglu O., Aydur A. A new approach to urinary system dynamics problems: Evaluation and classification of uroflowmeter signals using artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*. 2009. Vol. 36. P. 4891–4895.

9. Wang Z., Yan W., Oates T. Time series classification from scratch with deep neural networks: A strong baseline. International joint conference on neural networks (IJCNN), 2017. P. 1578–1585.

10. Fawaz H.I., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P.-A. Deep learning for time series classification: a review. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2019. Vol. 33, No. 4. P. 917–963.

11. Спосіб автоматизованої класифікації результатів урофлоуметрії з використанням само-

навчальних нейронних мереж. Квятковський О.Є., Квятковська Т.О., Квятковский Є.А. Патент № 146433 Україна: МПК (2021.01) А61В 8/00. № у 2020 04194; заявл. 08.07.2020; опубл. 24.02.2021, бюл. № 8.

12. Квятковский А.Е., Квятковский Е.А., Квятковская Т.А. Автоматическая классификация результатов урофлоуметрии методом машинного обучения. Матеріали науково-практичної конференції «Сучасні методи діагностики та лікування в урології, андрології та онкоурології». *Урологія*. 2019. № 3. С. 282–283.

REFERENCES

1. Gil, D., Johnsson, M., Chamizo, J.M.G., Paya, A.S., & Fernandez, D.R. (2009). Application of artificial neural networks in the diagnosis of urological dysfunctions. *Expert systems with applications*, 36 (3), 5754–5760.

2. Altunay, S., Telatar, Z., Eroglu, O., & Aydur, A. (2009). A new approach to urinary system dynamics problems: Evaluation and classification of uroflowmeter signals using artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 36, 4891–4895.

3. Fawaz, H.I., Forestier, G., Weber, J., Idoumghar, L., & Muller, P.-A. (2019). Deep learning for time series classification: a review. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 33, 4, 917–963.

РЕФЕРАТ

Застосування нейронних мереж для автоматичної класифікації урофлоуграм

О.Є. Квятковський, Є.А. Квятковский,
Т.О. Квятковська

Урофлоуметрія (УФМ) – клінічний метод неінвазивного дослідження уродинаміки нижніх сечових шляхів, який може використовуватися як скринінговий. Не завжди кількісні значення показників, що знаходяться в межах вікової норми, свідчать про відсутність порушень сечовипускання. У трактуванні урофлоуграм важливе значення надають графічному типу кривих. Пропоновані раніше декілька способів автоматичної класифікації урофлоуграм, в тому числі із застосуванням нейронних мереж, визначали обмежену кількість типів урофлоуграм і мали недостатньо високу точність. Метою дослідження є удосконалення комп'ютерних способів обробки результатів УФМ із застосуванням нейронних мереж та створення способу, який дає можливість проведення скринінгових досліджень сечовипускання і визначення до дев'яти типів урофлоуграм.

РЕФЕРАТ

Применение нейронных сетей для автоматической классификации урофлоуграм

А.Е. Квятковский, Е.А. Квятковский,
Т.А. Квятковская

Урофлоуметрия (УФМ) – клинический метод неинвазивного исследования уродинамики нижних мочевых путей, который может использоваться как скрининговый. Не всегда количественные значения показателей, которые находятся в пределах возрастной нормы, свидетельствуют об отсутствии нарушений мочеиспускания. В трактовке урофлоуграм важное значение придают графическому типу кривых. Предложенные ранее несколько способов автоматической классификации урофлоуграм, в том числе с применением нейронных сетей, определяли ограниченное количество типов урофлоуграм и имели недостаточно высокую точность. Целью исследования является совершенствование компьютерных способов обработки результатов УФМ с применением нейронных сетей и создание способа, который дает возможность проведения

Для розробки системи розпізнавання даних УФМ на основі нейромережевого класифікатора був використаний набір з 7843 результатів УФМ. Дані були класифіковані за 9 типами на підставі вивчення наукової літератури і багаторічного власного досвіду проведення УФМ. Результати УФМ випадковим чином розбивалися на навчальну і тестову вибірки в співвідношенні 70% і 30%. Тестування системи виконувалося на 2352 урофлоуграмах. Щоб переконатися в незалежності одержуваних результатів від розбиття набору даних, використовувалася валідація послідовним випадковим семплюванням. Вік пацієнтів варіював від 18 до 90 років. Урофлоуметрію проводили за допомогою урофлоуметра «Потік-К» (розробник О.Є. Квятковський).

У результаті апробації різних варіантів нейронних мереж нами була обрана п'ятишарова архітектура мережі Fully Convolutional Network (FCN). В її оригінальну архітектуру були внесені поліпшення. Окрім чисельних параметрів УФМ враховувалися стать і вік пацієнта, а також обчислювалися проценти номограм максимальної і середньої об'ємної швидкості потоку сечі. Особливістю було те, що на вхід нейронної мережі, окрім чисельних параметрів УФМ, подавався увесь графік об'ємної швидкості потоку сечі при сечовипусканні.

У процесі удосконалення системи класифікації частка вірних відповідей була підвищена з 82,9% на початку до 93,4% у фінальній версії. Спосіб автоматичної класифікації з виділенням 9 типів урофлоуграм забезпечує можливість визначення нормального сечовипускання з високою точністю – 96,3%. Серед патологічних типів урофлоуграм точність ідентифікації переривчастого та обструктивно-переривчастого сечовипускання, що найчастіше визначає синдром детрузорно-сфінктерної диссинергії, склала 92,8% і 96,4%, стрімкого сечовипускання, що характеризує синдром гіперактивного сечового міхура, – 93,3%, обструктивного і обструктивно-перервного сечовипускання, що в основному визначає інфравезикальну обструкцію, – 90,2% і 91,3%, перервного сечовипускання і сечовипускання з високим стартом – 92,3% і 80,8%. Для скринінгу сечовипускання позитивним є те, що комп'ютерна програма дозволяє виявити початкові порушення сечовипускання: урофлоуграма типу «неактивний потік» (передобструктивне сечовипускання), визначається з точністю 92,3%.

Отримані результати пройшли тестування на великій кількості урофлоуграм і достатні для практичного застосування. Можлива видача автоматичних висновків при масових скринінгових урофлоуметричних дослідженнях уродинамі-

скринінгових досліджень мочеиспускания и определения до девяти типов урофлоуграм.

Для разработки системы распознавания данных УФМ на основе нейросетевого классификатора был использован набор из 7843 результатов УФМ. Данные были классифицированы по 9 типам на основании изучения научной литературы и многолетнего собственного опыта проведения УФМ. Результаты УФМ случайным образом разбивались на учебную и тестовую выборку в соотношении 70% и 30%. Тестирование системы выполнялось на 2352 урофлоуграмах. Чтобы убедиться в независимости получаемых результатов от разбиения набора данных, использовалась валидация последовательным случайным сэмплением. Возраст пациентов варьировал от 18 до 90 лет. Урофлоуметрию проводили с помощью урофлоуметра «Поток-К» (разработчик А.Е. Квятковский).

В результате апробации различных вариантов нейронных сетей нами была избрана пятислойная архитектура сети Fully Convolutional Network (FCN). В ее оригинальную архитектуру были внесены улучшения. Кроме количественных параметров УФМ учитывались пол и возраст пациента, а также вычислялись проценты номограм максимальной и средней объемной скорости потока мочи. Особенностью было то, что на вход нейронной сети, кроме количественных параметров УФМ, подавался весь график объемной скорости потока мочи при мочеиспускании.

В процессе совершенствования системы классификации доля верных ответов была увеличена с 82,9% в начале до 93,4% в финальной версии. Способ автоматической классификации с выделением 9 типов урофлоуграм обеспечивает возможность определения нормального мочеиспускания с высокой точностью – 96,3%. Среди патологических типов урофлоуграм точность идентификации прерывистого и обструктивно-прерывистого мочеиспускания, которое наиболее часто определяет синдром детрузорно-сфінктерної диссинергії, составила 92,8% і 96,4%, стрімительного мочеиспускания, характеризующего синдром гиперактивного мочевого пузыря, – 93,3%, обструктивного и обструктивно-прерванного мочеиспускания, в основном определяющего инфравезикальную обструкцию, – 90,2% и 91,3%, прерванного мочеиспускания и мочеиспускания с высоким стартом – 92,3% и 80,8%. Для скрининга мочеиспускания положительным является то, что компьютерная программа позволяет выявить начальные нарушения мочеиспускания: урофлоуграма типа «неактивный поток» (передобструктивное мочеиспускание), определяется с точностью 92,3%.

ки нижніх сечових шляхів. Запропонована О.Є. Квятковським комп'ютерна програма з використанням нейронних мереж дозволяє заощадити час діагностичного процесу та зробити оцінку урофлюограм більш надійною.

Ключові слова: урофлюометрія, нейронні мережі, автоматична класифікація урофлюограм.

Полученные результаты прошли тестирование на большом количестве урофлюограмм и достаточны для практического применения. Возможно выдача автоматических заключений при массовых скрининговых урофлюометрических исследованиях уродинамики нижних мочевых путей. Предложенная А.Е. Квятковским компьютерная программа с использованием нейронных сетей позволяет сэкономить время диагностического процесса и сделать оценку урофлюограмм более надежной.

Ключевые слова: урофлюометрия, нейронные сети, автоматическая классификация урофлюограмм.