

малой тяги / *О. Г. Сытин, А. А. Чернов* // Космонавтика и ракетостроение. – 2009. – № 2 (55). – С. 22–35. **3.** *Баранов А.А.* Формирование и поддержание орбит КА с помощью двигателей малой тяги / *А. А.Баранов, В.Ю.Разумный* // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. – 2010. – № 52. – 32 с. **4.** *Inalhan G.* Relative Dynamics and Control of Spacecraft Formations in Eccentric Orbits / *G.Inalhan, J.P.How, M.Tilerson* // Journal of Guidance, Control and Dynamics. - Vol. 25. - № 1. - January-February 2002. **5.** *Лазарев Ю.Н.* Управление траекториями аэрокосмических аппаратов / *Ю. Н.Лазарев.* – Самара: Самар. науч. центр РАН, 2007. – 274 с

Поступила в редколлегию 20.09.2013

УДК 629.015

Маневры орбитальных переходов группы космических аппаратов с использованием малой тяги / Коломиец Н. В. // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2013. - № 56 (1029). – С. 98-105. – Бібліогр.: 5 назв.

Розглянуто моделі маневрів формування й утримання груп космічних апаратів з двигунами малої тяги. Основним завданням є розробка програми управління двигунами, оптимізованої щодо мінімальних витрат палива. У роботі розглянуто метод побудови оптимальних траєкторій щодо орбіт з високим значенням ексцентриситету. Для демонстрації рішення даної задачі були взяті різні конфігурації маневрів при формуванні та утриманні космічних апаратів.

Ключові слова: мала тяга, оптимізація траєкторії, високоеліптична орбіта, лінеаризація рівнянь відносного руху, параметрична задача оптимізації.

This article is dedicated about a problem of low-thrust formation and retention maneuvers for the formation flying in different conclusions including various cases within high elliptical and circular reference orbits. The thrust control, which is optimized for minimum cost of fuel was developed. To demonstrate the solution of this problem were taken different configurations maneuvers in the formation and retention of satellites.

Keywords: low thrust, trajectory optimization, high elliptical orbit, linearization equation system of relative movement, parametric optimal problem.

УДК 519.85:61

Д. І. КУНАШЕВ, аспірант, Київський національний університет ім. Тараса Шевченка

АВТОМАТИЗОВАНА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ КЛІТИН ПАЦІЄНТА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Обґрунтовано актуальність автоматизації процесів діагностики захворювань на основі аналізу зображень клітин пацієнтів з їх попередньою автоматизованою кластеризацією. Вказано перспективність використання штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж, які є сучасним, ефективним та потужним засобом автоматизації в умовах неповноти та зашумленості аналізованої інформації, наприклад, при цитологічних дослідженнях.

Ключові слова: автоматизована кластеризація, штучний інтелект, штучні нейронні мережі.

Вступ. Найважливішу роль в медицині відіграє діагностика і постановка діагнозу, що може проводитись на основі аналізу результатів цитологічних досліджень, зокрема зображень клітин пацієнта. Точність та швидкість, з якою його можна провести та поставити правильний діагноз залежать від дуже багатьох факторів в тому числі від застосування сучасних методів та засобів автоматизації розпізнавання зображень клітин та, відповідно до цього, діагностування клінічного стану пацієнта. Засобом встановлення зв'язку між зображенням клітин пацієнта та його клінічним станом є автоматизована кластеризація зображень клітин.

© Д. І. КУНАШЕВ, 2013

Постановка проблеми. Аналіз останніх джерел і публікацій [1, 8 - 11] вказує на актуальність та перспективність автоматизації процесів медичної діагностики в тому числі при цитологічних дослідженнях, що передбачає автоматизовану обробку зображень клітин пацієнтів з їх попередньою автоматизованою кластеризацією.

Літературний огляд. На основі аналізу медичних помилок при діагностуванні різних захворювань пацієнтів запропонувати підходи до їх зменшення шляхом автоматизації діагностичних досліджень, зокрема розпізнавання зображень клітин пацієнтів, що базуються на застосуванні штучних нейронних мереж.

Необхідність застосування автоматизованих систем діагностики захворювань обумовлюється значною кількістю помилково поставлених діагнозів, що спричиняється впливом, як правило суб'єктивних факторів, наприклад помилок лікарів при діагностуванні захворювань пацієнтів навіть в передових країнах Світу щодо медичного обслуговування [2, 6, 12]. Так, наприклад, за даними Інституту медицини Національної академії наук США, внаслідок передбачуваних медичних помилок в американських лікарнях щорічно гине від 44 до 98 тис. чоловік, і за цим показником лікарські помилки займають 8-е місце в списку основних причин смерті [2, 12].

Лікарські помилки можуть бути:

1. суб'єктивними, коли лікарські помилки виникають з вини медичного працівника, наприклад, в наслідок недостатності досвіду, знань, неуважності або халатності;

2. об'єктивними, коли лікарські помилки виникають не з вини медичного працівника, вони можуть бути:

– методичними, наприклад, в наслідок недосконалості методу діагностування;

– інструментальними, наприклад, внаслідок недосконалості медичної апаратури, її застарілості або відсутності тощо.

Однією із найбільш частих причин лікарських (медичних) помилок є неналежна організація лікувально-діагностичного процесу, вона займає одне з перших місць серед причин іншого характеру [2, 12].

Крім того, зростання кількості лікарських помилок обумовлено дуже великим обсягом вхідної інформації (результатів медичних обстежень, попередніх діагнозів, клінічного стану хворого, інформації щодо медичних препаратів, які приймалися пацієнтом та врахування їх протипоказань тощо) при медичних обстеженнях та встановленні діагнозу. Також, на успішність діагностування захворювання, в кожному конкретному випадку, впливає величезний обсяг накопичених знань та досвіду щодо конкретних захворювань, кількість яких на сьогодні перевищує 10 тис., їх симптомів і синдромів – 100 тис., операцій та їх модифікацій, лабораторних, цитологічних, біологічних, клінічних та інших методів діагностики – десятки тисяч [12].

Величина обсягу такої інформації вказує на складність її засвоєння та врахування однією особою і є результатом зростання вказаних лікарських помилок.

Основна частина. Підвищення рівня безпеки та якості надання медичної допомоги визначається багатьма факторами. Особлива роль в цьому належить сучасним автоматизованим медичним технологіям, в тому числі при аналізі зображень клітин пацієнта, який використовується при діагностуванні захворювань та встановленні діагнозу.

Очевидно, що діагностика захворювань на основі аналізу зображень клітин передбачає обробку значних об'ємів різноманітної інформації, яка характеризує стан та вигляд клітини при різних клінічних станах пацієнта. Ця інформація, як правило, має різномірний характер, а також не тільки кількісну форму представлення, але і якісну. Відповідно клітини пацієнта в залежності від його клінічного стану можуть мати специфічні особливості щодо таких своїх характеристик та ознак як кількість та розташування клітин; наявність структурних утворень; збереження форми клітини; розмір клітини та розмір ядра; наявність багатоядерних клітин; співвідношення клітинно-ядерних розмірів; стан цитоплазми, її обсяг, секреція, вакуолізація тощо. Наприклад, при діагностиці патологічних утворень оцінюють більше десятка елементів цитологічної картини таких як:

- розмір клітин (розмір клітин, що є джерелом пухлинного утворення перевершує розміри нормальних клітин);
- форма клітин (форма патологічної клітини не відповідає формі нормальної клітини. Крім того може визначатися виразний клітинний поліморфізм, тобто наявність клітин різних розмірів і форми);
- ядерно-цитоплазматичне співвідношення;
- багатоядерність клітин;
- атипічність розташування ядра;
- розмір, форма та контур ядра тощо.

Очевидно, що відповідний стан хворого визначається значним потоком даних та множиною параметрів стану аналізованих клітин – крові, плазми, шкіряних покривів тощо. При цьому в зображеннях досліджуваних клітин можуть бути відсутні значні фрагменти або спостерігатись суттєве зашумлення інформація. Це вказує на те, що задача кластеризації зображень клітин є складноформалізованою задачею розпізнавання образів в складних умовах, яка вимагає застосування новітніх математичних та програмних методів і засобів для її ефективного вирішення. Крім того кластеризація зображень клітин пацієнта є засобом встановлення логічного формалізованого взаємозв'язку між клінічним станом хворого та станом і виглядом його клітин. Кластеризація зображень клітин пацієнта передбачає виконання багатомірної статистичної процедури направленої на збирання різномірних даних, що містять інформацію про аналізовані клітини та впорядкування їх в порівняно однорідні групи. При цьому сутність кластеризації клітин полягає в тому, що вся множина клітин повинна бути розбита на декілька груп або підмножин, які не перетинаються, таким чином, щоб об'єкти, що потрапили в одну групу, мали подібні характеристики, у той час як у об'єктів з різних груп ці характеристики повинні значно відрізнятися. Отримані групи називаються кластерами. Вихідними значеннями для кластеризації клітин виступає так званий багатомірний вектор їх ознак (x_1, x_2, \dots, x_n) , де $n \in \overline{1, N}$ – множина ознак клітин (рис.1).

З врахуванням вказаного автоматизована кластеризація зображень клітин пацієнта повинна відповідати певним вимогам щодо забезпечення:

- подальшого свого розвитку, необхідність чого обґрунтовується постійним розвитком і ускладненням лабораторних досліджень клітин та методів діагностики захворювань на основі зображень клітин;
- автоматизованої обробки представленої інформації;
- постійної актуалізації інформації про об'єкти кластеризації, у тому числі відповідність їхніх показників, а також фізико-хімічних властивостей відповідним

захворюванням;

сумісності системи кластеризації і формалізації зображень клітин та захворювань і симптомів з можливістю їх взаємодії в загальній інформаційно-медичній системі, за рахунок використання єдиної науково-методичної основи, а також

новітніх інформаційних методів і технологій, що забезпечує створення формалізованого функціонального взаємозв'язку між станом клітин та симптомами відповідних захворювань із змістовною, безбитковою, лаконічною, інформативною та однозначною структурою.

Забезпечити

автоматизацію процесу кластеризації клітин з перспективою прискорення процесу аналізу та підвищення точності результатів дослідження можливо шляхом використання різних математичних методів, алгоритмів та засобів автоматизації що дозволяють здійснювати обробку цитологічних зображень. В таких умовах ефективним є використання штучного інтелекту – нечіткої логіки (fuzzy logic), генетичних алгоритмів або штучних нейронних мереж (ШНМ). Зокрема, особливо успішно для вирішення широкого кола задач розпізнавання образів, серед яких особливе місце займають задачі кластеризації використовується апарат ШНМ [3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11] – набір математичних і алгоритмічних методів, наприклад, ШНМ Кохонена, яка дозволяє динамічно змінювати структуру вхідних та вихідних даних, що визначається постійним розвитком та ускладненням лабораторних досліджень клітин та методів діагностики захворювань на основі зображень клітин. Це вигідно відрізняє її від інших ШНМ, зокрема ШНМ Хопфілда, ШНМ Хеммінга, багатошарового перцептронну, мережі з радіальними базисними елементами (RBF) тощо [7, 10].

В контексті вирішуваної задачі ШНМ дозволяють автоматизувати обробку вихідної інформації, зокрема кластеризацію зображень клітин пацієнта з використанням множини їх (клітин) характеристик та ознак, складним чином пов'язаних між собою та віднесення об'єкта кластеризації відповідному кластеру в режимі реального часу навіть в умовах відсутності частини інформації щодо зображення клітини, її достовірності та зашумленості. Крім того, висока оперативність та ймовірність обробки інформації, а також простота первинного навчання та здатність до перенавчання дозволяють при зміні зовнішніх факторів

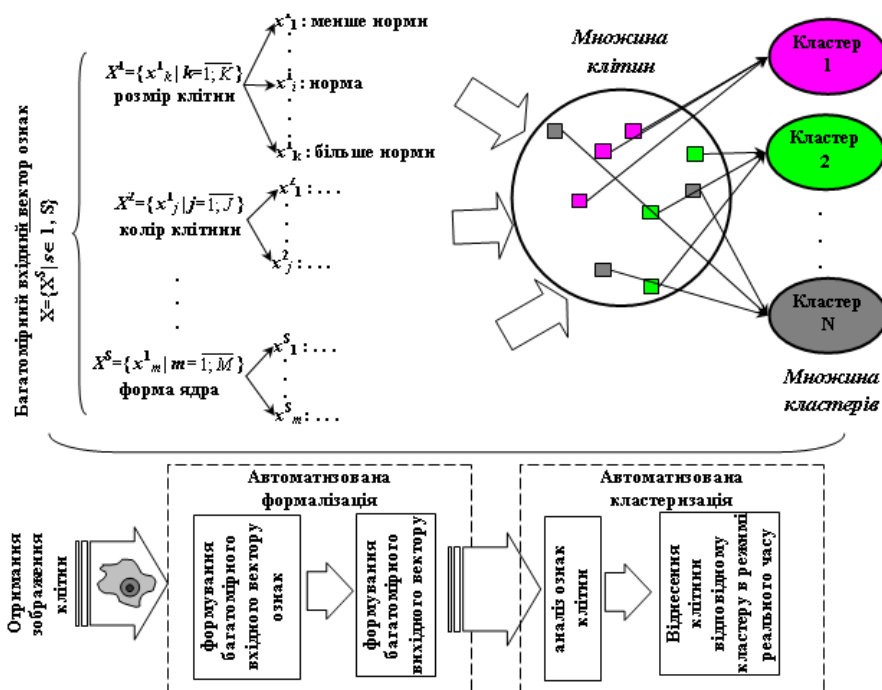


Рис. 1 – Графічне представлення сутності та змісту автоматизованої кластеризації зображень клітин

вчасно здійснювати перехід на нові види розв'язуваних задач.

ШНМ являють собою обчислювальні структури, здатні до адаптивного навчання шляхом реакції на позитивні і негативні впливи [3, 4, 5, 7, 10]. В основу побудови ШНМ покладений елементарний перетворювач, що називають штучним нейроном (ШН) або просто нейроном за аналогією з його біологічним прототипом. ШН є складовою частиною нейронної мережі. Структурна схема ШН представлена на рис. 2, він складається з елементів трьох типів – помножувачів, які грають роль синапсів, суматора і нелінійного перетворювача. Синапси здійснюють зв'язок між нейронами, множать вхідний сигнал x_i на коефіцієнт, що характеризує силу зв'язку (вагу синапсу) w_i . Суматор додає сигнали, що поступають по синаптичним зв'язкам від інших нейронів, і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію виходу f суматора, яка називається функцією активації або передатною функцією нейрона. Схематично модель ШН прийнято представляти у вигляді кола, що має декілька входів та один вихід, що позначаються відповідними лініями (рис. 3). Математична модель нейрона має вид:

$$\begin{cases} NET = \sum_{i=1}^p w_i x_i, \\ OUT = F(NET - \theta), \end{cases} \quad (1)$$

де NET – зважена сума вхідних сигналів;

w_i – вага синапсу, $i=0, 1, 2, \dots, p$;

x_i – компонента вектору вхідного сигналу, $i=1, 2, \dots, p$;

p – число входів нейрона;

θ – значення зсуву;

OUT – вихідний сигнал нейрона;

F – нелінійний перетворювач, що реалізує функцію активації $OUT = f(NET)$.

Паралельний зв'язок окремих нейронів утворює ШНМ, яка взаємодіє з об'єктами реального навколишнього середовища, причому зв'язки між ШН характеризуються вагами. У ШНМ нейрони пов'язані таким чином, що виходи одних поєднані із входами інших нейронів. ШНМ має шарову структуру та являє собою динамічну систему з топологією направленою графа, яка може виконувати переробку інформації шляхом зміни свого стану у відповідь на постійний або імпульсний вхідний сигнал. [3,5]. Така ШНМ складається із ШН, що зв'язані між собою синапсами та вагами, отриманими при навчанні. Причому, сигнали передаються тільки в одному напрямку з попереднього шару на наступний через так звану точку розгалуження, тобто елемент, що посилає вихідний сигнал нелінійного перетворювача на вхід декількох ШН наступного шару (рис. 4).

Причому всі нейрони, в залежності від розташування і функції, що ними

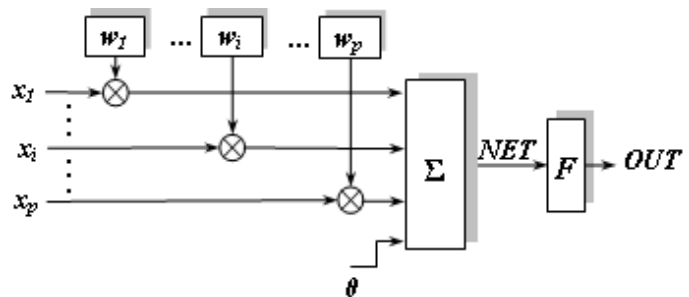


Рис. 2 – Структурна схема штучного нейрону

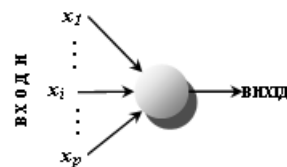


Рис. 3 – Схематична модель ШН

виконуються в мережі, поділяються на три типи: вхідні нейрони – на них подається вектор вхідного впливу, в більшості мереж має тільки вхідні зв'язки; вихідні нейрони – вихідні значення яких є виходами нейронної мережі, звичайно, має тільки вхідні зв'язки; проміжкові (приховані) нейрони – складають основу нейронних мереж. Класичною є трьохрівнева архітектура ШНМ (рис. 4) [3-5,7,10], загальна структура якої містить три основні частини.

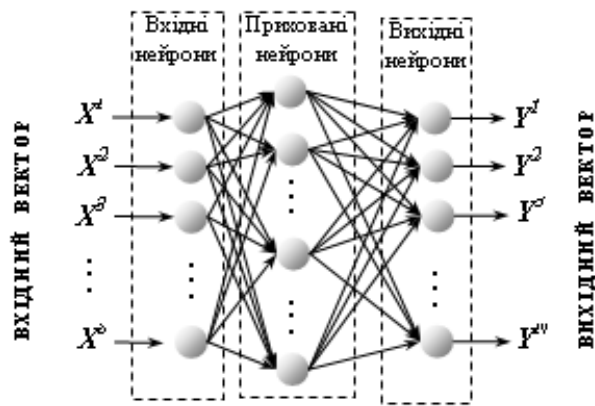


Рис. 4 – Схематична модель ШНМ

При функціонуванні ШНМ у ній здійснюється перетворення вхідної інформації, в результаті чого деякі параметри x_1, \dots, x_n об'єкта кластеризації, представлені у вигляді так званих вхідних векторів $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, перетворюються у вихідний сигнал OUT , що представляється вектором $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$, а складові $x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_m$ векторів X, Y відповідають ознакам і кластерам відповідно.

Апробація результатів досліджень. Автоматизація кластеризації зображень клітин з використанням технології ШНМ вимагає попередньої та коректної підготовки даних, що полягає у формалізованому представленні ознак клітин у виді так званих вхідних векторів з врахуванням особливостей ШНМ. Ця підготовка даних полягає у розбитті кластерної множини на групи за вибраним методом кластеризації з наступним векторним представленням визначених кластерів з врахуванням вимог технології ШНМ [3, 7]. Конкретний вид перетворення даних, що виконується ШНМ, визначається не тільки характеристиками штучних нейронів, що складають її, а також особливостями архітектури, зокрема вибором підмножин нейронів для вводу та виводу даних. В зв'язку з цим синтез ШНМ для автоматизованої кластеризації зображень клітин пацієнта вимагає попереднього вирішення задач визначення компонент вхідного та вихідного векторів з наступним вибором кількості нейронів, їх входів та шарів ШНМ. Так наприклад, ШНМ Кохонена структуровано представляється штучними нейронами з числом входів, що дорівнює числу компонент вхідного та вихідного вектору [7]. Вказане представляється сукупністю вхідних векторів $\{x^1, \dots, x^s\}$ з n_i кластерними ознаками кожний:

$x^s = \{x_1^s, \dots, x_{n_i}^s\}$, де s – кількість груп кластерних ознак множини клітин та вихідних векторів y^1, \dots, y^n , кожен з яких може відповідати певному симптому або захворюванню. Таким чином, вирішення задачі автоматизованої кластеризації зображень клітин, передбачає попередню та коректну підготовку даних. Вона полягає в розбитті кластерної множини на кластери з використанням

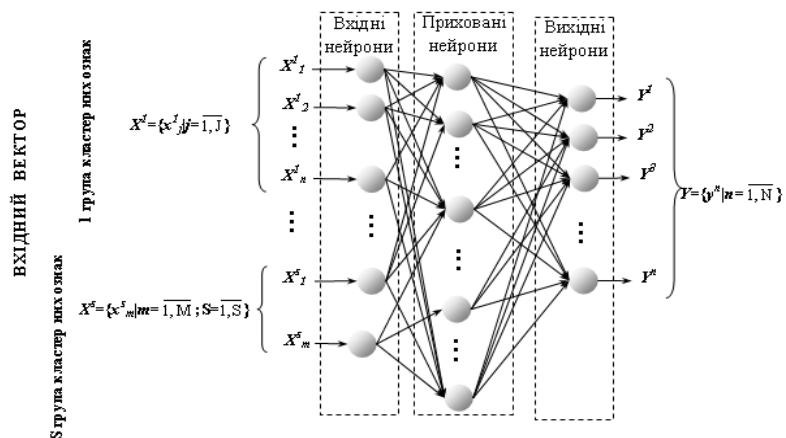


Рис. 5 – Схематична модель ШНМ для автоматизованої кластеризації зображень клітин пацієнта

відповідних методів – фасетного методу, ієрархічного, дискрипторного тощо. Крім того, множина клітин повинна бути розбита на кластери таким чином, щоб досягти мінімальної кількості входів ШНМ тому, що велика кількість входів ШНМ може призвести до ускладнення задачі, навчання ШНМ та збільшення кількості помилок при кластеризації. Відповідно до вимог НМ-технології кожний кластер повинен бути описаний набором ознак об'єкта з їх формалізованим представленням та у вигляді так званих вхідних векторів. Структура ШНМ для автоматизованої кластеризації зображень клітин при цьому може мати вид представлений на рис.5.

Висновки. Використання засобів автоматизації розпізнавання зображень клітин пацієнта позитивно впливають на проведення клінічних спостережень пацієнтів, за рахунок підвищення швидкості збирання та узагальнення результатів різних лабораторних досліджень, точності, правильності та швидкості постановки діагнозу. Сучасним потужним засобом, що лежить в основі вказаного є використання ШНМ, що дозволяють при проведенні діагностичних досліджень на рівні аналізу зображень клітин пацієнта, проводити їх розпізнавання в режимі реального часу навіть при умовах пошкодження, відсутності значних фрагментів інформації досліджуваних зображень або значної зашумленості вхідної інформації, що безперечно вказує на перспективність застосування ШНМ при проведенні сучасних медичних діагностичних досліджень.

Список літератури: 1. Fatma Taher, Naoufel Werghi, Hussain Al-Ahmad, Rachid Sammouda, (2012). Lung Cancer Detection by Using Artificial Neural Network and Fuzzy Clustering Methods. American Journal of Biomedical Engineering, № 2(3), 136-142. 2. National Center for Health Statistics. [Electronic resource], Access mode: <http://www.cdc.gov/nchs/> 3. BaseGroupLabs, (2002). Analytical Deductor Professional package [USER MANUAL], 184. 4. Anyl K. Jain, (1996). Introduction to Artificial neural network, Mychyhanskyy State University, USA. 144. 5. G.K. Voronovskyy, K.V. Mahotylo, S.N. Petrashev, S. A. Sergeev Voronovskyy, (1997). Artificial neural networks and problems of the Virtual Reality, G. K. Henetycheskye algorithms, ed. Voronovskoho GK, H.: Base, 112. 6. Vrachebnaya error. [Electronic resource], Access mode: <http://topclinic.org/Vrachebnaja-oshibka.asp> 7. Zaentsev I. V., Neural network, Basic model, Voronezh, (1999). 76. 8. Zolyn A.G., Silaev A.Y., Application of neural networks in medicine, [electronic resource], Access mode: <http://www.creativeconomy.ru/articles/25938/> 9. Semeryakova E.G. (2012). Mathematical methods in problems of diagnosis medytsynskoy . E. G. Semeryakova, O.G. Berestneva, L.S. Makarova. Modern problems of science and education, Number 6. [Electronic resource], Mode of access: <http://www.science-education.ru/106-7472> 10. Tarkhov D. A. (2005). Models and algorithms. Moscow: Radiotechnics, 168 p. 11. Hlyvnenko L. A., Vasiliev V. V., Pyatakovich F. A., (2010). Opportunities solutions diagnostically medical problems with help of design neural networks. Medytsynskye scienc, № 12, 75-79. 12. Sharabchyev Y. T., (2007). Socio-Economic aspects and the loss of the Public health. Medytsynskye news, № 13., 32-39.

Надійшла до редколегії 18.09.2013

УДК 519.85:61

Автоматизована кластеризація зображень клітин пацієнта з використанням штучного інтелекту / Кунашев Д. И. // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2013. - № 56 (1029). – С.105-112. – Бібліогр.: 12 назв.

Обоснована актуальность автоматизации процессов диагностики заболеваний на основе анализа изображений клеток пациентов с их предварительной автоматизированной кластеризацией.

Указано перспективность использования искусственного интеллекта, в частности искусственных нейронных сетей, которые являются современным, эффективным и мощными средством автоматизации в условиях неполноты и зашумленности анализируемой информации, например, при цитологических исследованиях.

Ключевые слова: автоматизированная кластеризация, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети.

Actuality systems of diagnostics of diseases based on image analysis of cells in patients with previous automated clustering. Specified perspectives of artificial intelligence, including artificial neural networks that is modern, efficient and powerful means of automation in terms of incompleteness and noisiness of the analyzed information, such as cytology.

Keywords: automated clustering, artificial intelligence, artificial neural network.

УДК 627.71

Д. П. КОЛОМИЕЦ, ст. преп., Киевская государственная академия водного транспорта им. гетьмана Петра Конашевича-Сагайдачного;

В. И. ЧИМШИР, канд. техн. наук, доц, зав. каф., Измаильский факультет Одесской национальной морской академии

О НЕОБХОДИМОСТИ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ РЕЧНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ С ЦЕЛЬЮ ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ СУДОХОДСТВА

Проведен анализ перспектив развития инфраструктуры внутренних водных путей с использованием речных информационных систем. Выделены основные структурные элементы современной речной информационной системы. Определены основные проблемы стоящие на пути повышения безопасности судоходства под управлением речных информационных систем.

Ключевые слова: речная информационная система, безопасность судоходства, функционирование, внутренние водные пути.

Введение. Современное состояние и перспективы развития инфраструктуры внутренних водных путей определяются многими взаимосвязанными факторами. Большую часть факторов объединяет необходимость повышения безопасности судоходства, которая в свою очередь выделяет ряд направлений развития, в числе которых: повышение эффективности использования инфраструктуры внутренних водных путей и совершенствование системы управления судоходством в целом.

Для решения поставленной задачи важно рассмотреть перспективы развития данных систем их структуру и функции.

На сегодняшний день речные информационные системы (РИС) стали неотъемлемой частью Государственной системы обеспечения безопасности судоходства. Данные системы создаются на акваториях морских портов и на подходах к ним, а также на всей протяженности внутренних вод.

Рассмотрению вопроса повышения безопасности судоходства на основе речных информационных систем посвящено большое количество трудов учёных высших учебных заведений и публикаций специалистов предприятий морской администрации Украины. Например, в работе [1] рассмотрено использование стандартов, кодов и процедур электронного обмена данными в информационном обеспечении Дунайского судоходства путём внедрения систем NAVTEX, COMPRIS, INDRIS и АИС. Для повышения безопасности управления судном рекомендовано выполнить синтез специальной информационной структуры отображения навигационной ситуации [2]. В работе [3] освещены современные системы и береговые средства обеспечения навигационной безопасности лоцманской проводки судов.

Проведенный анализ демонстрирует важность исследований в направлении