

УДК 004.67:618.3

I.C. СКАРГА-БАНДУРОВА, д-р техн. наук, доц., СНУ ім. В. Даля,
Северодонецьк,
Т.О. БІЛОБОРДОВА, асп. СНУ ім. В. Даля, Северодонецьк

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ НЕОНАТАЛЬНИХ ГІПОКСИЧНИХ УРАЖЕНЬ ЦЕНТРАЛЬНОЇ НЕРВОВОЇ СИСТЕМИ

Обґрунтовано необхідність використання методів інтелектуального аналізу даних для розв'язання проблеми прогнозування уражень центральної нервової системи (ЦНС) у новонароджених. Визначено основні етапи отримання даних для підтримки прийняття рішень при прогнозуванні патологій ЦНС. Запропоновано нові інформаційні моделі прогнозування гіпоксичного ураження ЦНС у новонароджених. Надано результати оцінки ефективності базових алгоритмів аналізу даних. Іл.: 3. Табл.: 3. Бібліогр.: 13 назв.

Ключові слова: аналіз даних, прогнозування, підтримка прийняття рішень, алгоритм, оцінка ефективності, модель.

Опис проблеми. Патологічні стани матері під час вагітності, її анамнез життя є однією з основних причин ускладнень у новонародженого. Гіпоксичне ураження центральної нервової системи у новонароджених – це ускладнення патології вагітності та пологів, яке викликане кисневим голодуванням головного мозку. Сучасна медицина відносить цю патологію до вкрай серйозних проблем в перинатальній неврології, що може призвести до дитячої смертності або інвалідності [1]. Та незважаючи на це, механізми розвитку гіпоксичного ураження центральної нервової системи у новонароджених ще недостатньо вивчені та потребують подальшого дослідження.

Раннє прогнозування ризику розвитку гіпоксичного ураження ЦНС у новонародженого та своєчасно прийняті заходи щодо попередження цих станів збільшують вірогідність сприятливого перебігу та усунення наслідків подібних станів.

Дуже важливо заздалегідь передбачити можливість даної патології у новонародженого, щоб, в разі потреби, своєчасно надати медичну допомогу новонародженому або направити вагітну з високим ризиком розвитку гіпоксичного ураження ЦНС у майбутньої дитини до закладу вищого рівня надання акушерсько-гінекологічної та неонатальної допомоги.

Огляд літератури. Поточні дослідження в галузі впровадження

© I.C. Скарга-Бандурова, Т.О. Білобордова, 2015

інформаційних технологій для вирішення проблеми патології перинатального періоду дозволили досягти певного прогресу у попередженні ускладнень у новонароджених, разом з тим, через безліч факторів ризику розвитку гіпоксичного ураження ЦНС у новонароджених, відсоток прояви таких станів, як і раніше, високий.

Більшість досліджень в цій галузі спрямовані на вивчення моделювання процесу розвитку передчасних пологів. Для визначення основних п'ятнадцяти факторів, що впливають на передчасні пологи, автори статті [2] застосували такі вбудовані алгоритми комерційного програмного забезпечення для інтелектуального аналізу даних Clementine 10.0, як нейронні мережі та різні різновиди алгоритму дерево рішень. Наявність в акушерсько-гінекологічному анамнезі вагітної кесаревого розтину і штучної стимуляції пологів, як факторів передчасних пологів, були піддані регресійному та розвідувальному аналізу даних в дослідженні канадських вчених [3]. Для виявлення знань з метою поліпшення діагностики передчасних пологів був проведений факторний аналіз великої кількості даних, витягнутих з медичного сховища даних [4]. У дослідженні [5] для виявлення та визначення груп, схильних до ризику перинатальної смертності, і кількісної оцінки ймовірності несприятливого результату для кожного певного кластера, авторами запропоновано використання методу кластеризації із застосуванням алгоритмів логістичної регресії і самоорганізованих карт Кохонена. У статті [6] наведено випадок практичного застосування health analytics в реанімаційній неонатології для виявлення закономірностей між частотою серцевих скорочень та інфекцією, що розвивається у немовля, для своєчасної діагностики захворювань в неонатальному періоді. Клінічні дослідження із застосуванням методів інтелектуального аналізу даних для передбачення жовтяниці у новонароджених на підставі даних сімейного анамнезу, фізичного огляду новонародженого і даних клінічних обстежень були проведені авторами роботи [7]. Для виконання моделювання використовувалися дерева рішень, Байєсові мережі, нейронні мережі, алгоритми SMO і методи лінійної регресії.

Аналіз робіт в даній області показав, що дані, так само як і результати їх обробки, прогнозування і моделювання для попередження патології новонароджених потребують подальшої систематизації та узагальнення. Також недостатньо вивчено вплив певних поєднань різних факторів на тяжкість стану новонароджених. Це дослідження є наступним кроком у напрямку аналізу медичних даних [8] для отримання більш якісних моделей для реалізації процедур підтримки прийняття рішень при прогнозуванні патологій і ускладнень у новонароджених та використання цих знань для покращення надання медичної допомоги.

Мета дослідження – аналіз основних діагностичних ознак, оцінка ефективності базових алгоритмів, визначення найбільш точного методу для визначення патології.

Підготовка даних. В ході дослідження були вивчені історії 339 вагітностей, що закінчилися пологамі. Прояви гіпоксичного ураження центральної нервової системи у новонароджених, такі як церебральна ішемія 1 – 3 ступенів, синдром церебральної депресії, інтранатальна асфіксія новонародженого різних ступенів були діагностовані у 24 новонароджених, що дозволяє зробити ряд припущень про їх розвиток. Для кожної породіллі та новонародженого проаналізовані дані, що включають антропометричні, демографічні, клініко-лабораторні та інші показники. На рис. 1 представлені етапи отримання набору даних.

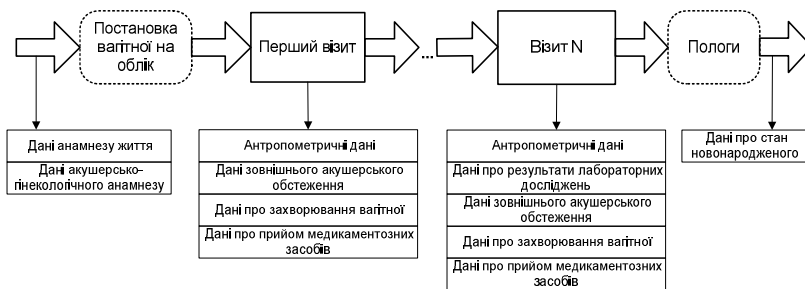


Рис. 1. Етапи отримання набору даних

В процесі роботи було виділено декілька наборів даних:

- анамнез життя: перенесені захворювання, соціальні та екологічні умови життя, умови роботи, погані звички;
- акушерсько-гінекологічний анамнез: початок статевого життя, особливості перебігу та кількість вагітностей, абортів, пологів;
- антропометричні дані під час цієї вагітності: вік, вага, зріст, показники артеріального тиску крові;
- лабораторні дослідження під час поточної вагітності: показники загального аналізу крові, біохімічні показники крові, показники результатів аналізів на специфічні антитіла IgG класу до TORCH-інфекцій, рівень цукру крові;
- зовнішнє акушерське обстеження: аускультация серцебиття плода, передлежання плода, окружність живота;
- захворювання вагітної під час цієї вагітності;
- прийом медикаментозних засобів під час цієї вагітності;

– стан новонародженого: зріст, вага, оцінка стану по шкалі Апгар, наявність патологічних станів.

На основі виділених наборів даних, для прогнозування патологічних станів були визначені наступні параметри: вік вагітної, її зріст, вага, термін вагітності при пологах, яка вагітність та пологи за рахунком, кількість плодів, серцебиття плоду при аускультатії та показники систолічного та діастолічного тиску під час останньої явки вагітної до гінеколога, що передує пологам, показники результатів аналізів на специфічні антитіла IgG класу до TORCH-інфекцій, а саме: токсоплазмозу, цитомегаловірусної інфекції, вірусу звичайного герпеса, краснухи, показники рівня цукру в крові та гемоглобіну. Виходячи з вищевказаного, для вирішення поставленої задачі було використано 18 параметрів. Фрагмент структури вхідних даних представлений у табл. 1.

Таблиця 1

Фрагмент набору вхідних даних

Data structure	Age, Height, Massa, GestationAge, Pregnancy, Labor, Fetus, FetalHeartbeats, Toxo_igG, CMV_igG, HSV_igG, Clamydia_igG, Rubella_igG, BloodSugar, Hemoglobin, SystolicPressure, DiastolicPressure, NeonatHypoxicisChemicCerebral
Dataset 001	38, 164, 92.9, 39, 20, 3, 1, 136, 25, 89, 74, 0, , , 126, 105, 70, negative
Dataset 002	23, 165, 69, 39, 2, 1, 1, 146, 100, 86, 85, 0, , , 112, 105, 65, negative
Dataset 003	17, 153, 63.6, 39, 1, 1, 1, 140, 23, 19, 29, 0, , 4.8, 128, 90, 60, negative
Dataset 004	24, 167, 73.2, 38, 1, 1, 1, 125, 0, 10, 37, 0, , , 119, 105, 80, negative
Dataset 005	25, 160, 73, 41, 3, 3, 1, 148, 71, 72, 32, 0, , 3.4, 116, 120, 80, positive
Dataset 006	16, 158, 76, 38, 1, 1, 1, 140, 0.98, 0, 0, , , 107, 100, 65, negative
Dataset 007	35, 175, 97.7, 39, 3, 2, 1, 150, 100, 33, 63, 0, , 3.7, 114, 100, 60, negative

Для прогнозування гіпоксичних уражень ЦНС у новонародженого авторами розроблено декілька моделей з використанням наступних алгоритмів: Alternating decision tree, Random Forest, Naïve Bayes, Bayes Net. Аналіз даних проводився за допомогою вбудованих алгоритмів вільного програмного забезпечення для інтелектуального аналізу даних Weka [9].

Дослідження алгоритмів аналізу даних. Bayes Net, Naïve Bayes є різновидами Бассової мережі – графічної ймовірнісної моделі, що являє собою множину змінних і їх причинно-наслідкових залежностей [10].

Фрагмент пропонованої ймовірнісної моделі, що реалізовано за допомогою алгоритму Naïve Bayes представлений на рис. 2.

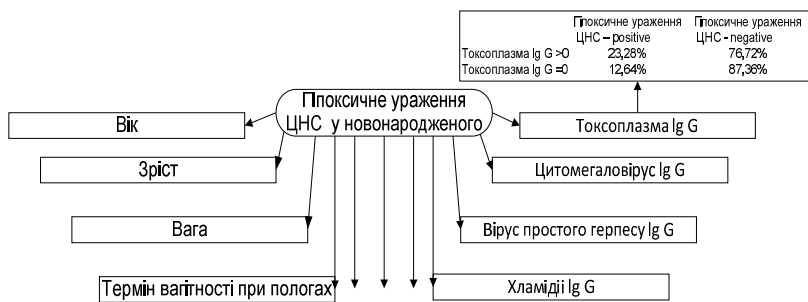


Рис. 2. Фрагмент графічної ймовірнісної моделі Naïve Bayes для прогнозування розвитку гіпоксичного ураження ЦНС у новонародженого

Представлена модель містить інформацію про залежність між обраними змінними, кожна з яких має асоційовану умовну таблицю ймовірності з залежностями змінних від даних [11].

На рис. 2 подано результати обчислення залежності змінної Токсоплазма Іg G від її асоційованої умовної таблиці ймовірності, яка визначає ймовірність наявності гіпоксичного ураження ЦНС у новонародженого. В результаті реалізації ймовірнісної моделі за алгоритмом Naïve Bayes, отримано, що при результатах лабораторних досліджень Токсоплазма Іg G > 0 процент появи гіпоксичного ураження складає 23,28%, відсутність – 76,72%, при Токсоплазма Іg G = 0 процент появи дорівнює 12,64%, а відсутності даної патології – 87,36 %, що само по собі не може вважатися інформативним критерієм для прогнозування гіпоксичного ураження.

При реалізації підходу з використанням дерев рішень (Decision tree) спочатку обирається атрибут, найбільш пов'язаний з шуканою змінною, далі множини діляться на підмножини відповідно до обраного атрибута і процедура поділу підмножин повторюється до визначення остаточних критеріїв. В результаті отримуємо модель, що визначає обмежений набір змінних, які разом мають високу прогностичну силу для цільової змінної. Завдяки легкості інтерпретації та якісним результатам дерева рішень широко застосовуються для вирішення різних завдань в акушерстві, гінекології та неонатології [2, 7, 12].

Для визначення позитивного або негативного прогнозу гіпоксичного ураження ЦНС у новонароджених авторами розроблено наступну модель

з поділом вихідних наборів змінних на підмножини за методом Alternating Decision Tree (ADTree) (рис. 3).

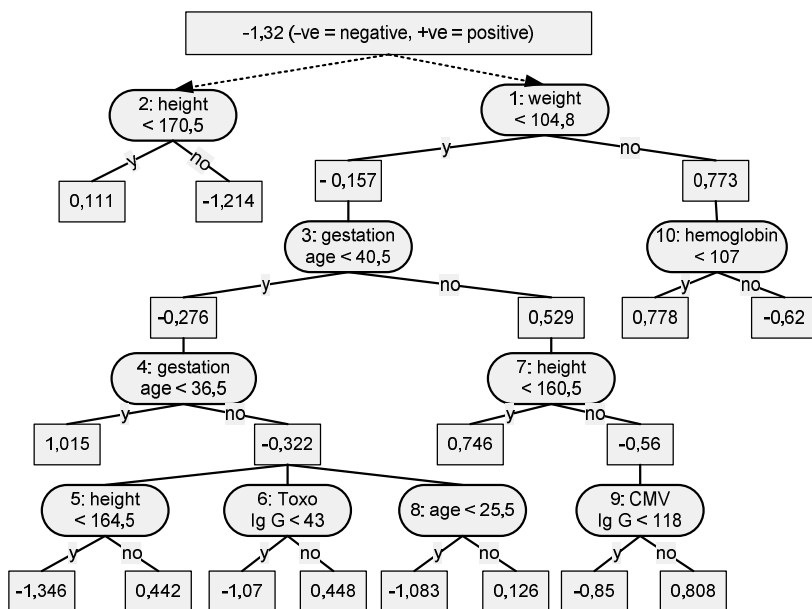


Рис. 3. Фрагмент моделі ADTree для прогнозування розвитку гіпоксичного ураження ЦНС

Графічне представлення ADTree, або знакозмінного дерева рішень, формується з набору вихідних даних. Прогнозні вузли представлені прямокутниками, а розподільні – еліпсами. Кожен роздільний вузол, пов'язаний з речовим числом, яке формує правило для наступного кроку, тобто якщо значення характеристики, наданої у вузлі, менше за вказане в умові, шлях передбачення проходить через лівий дочірній вузол, в іншому випадку – через правий дочірній вузол. Цифри, що стоять перед назвами характеристик у розподільних вузлах вказують на порядок, в якому були виявлені базові правила, це впорядкування може, в деякій мірі, вказувати на відносну важливість цих правил. У розглянутому прикладі загроза розвитку гіпоксичного ураження ЦНС кодується позитивними значенням, а відсутність загрози – негативними. Остаточний прогноз, розраховується шляхом підсумовування значень у вузлах передбачення, через які проходять відповідні характеристики. Наприклад, для значень: age = 25, height = 165, weight = 69,1, gestation

age = 41, Toxo Ig G = 100, CMV Ig G = 100, hemoglobin = 90, результат розрахується по вузлах 0, 1, 2, 3, 7, 9 (табл.2).

Таблиця 2
Результати підрахунку прогнозу для наданого прикладу

Номер правила	0	1	2	3	7	9
Перевірка умови	N/A	69,1 < 104,8	165 < 170,5	41 ≥ 40,5	165 ≥ 160,5	100 < 118
Прогноз	-1,32	-0,157	0,111	0,529	-0,56	-0,85

У результаті підсумовування прогнозних вузлів отримуємо значення -2,247, що є негативним, тому перевага надається припущенню про відсутність загрози розвитку гіпоксичного ураження.

Наступним алгоритмом, що перевірявся був Random Forest, який являє собою ансамбль з дерев рішень. При створенні базової моделі процедура побудови множини дерев рішень кожен раз повторювалася для декілька зміненого набору даних. Для отримання остаточного прогнозу результати множини дерев рішень усереднювалися.

Для оцінки якості моделей, що використовують описані вище підходи, використовувалися показники ROC Area та Correctly Classified Instances (CCI) (табл. 3). ROC Area це кількісний показник оцінки якості бінарної класифікації, який надає наочне представлення про цінність моделі і дозволяє зробити порівняльний аналіз декількох моделей. Показник ROC Area, який дорівнює 1, згідно [13] відповідає ідеальному класифікатору. При використанні реальних випадків модель з показниками ROC Area, що дорівнюють 0,7 – 0,8, демонструє достатньо високу точність. Показник Correctly Classified Instances (CCI) – показник точності моделі.

Таблиця 3

Виконання різних алгоритмів аналізу даних при прогнозуванні розвитку гіпоксичного ураження ЦНС з використанням вхідних даних перебігу вагітності та перших днів життя новонародженого для тестового набору даних

Гіпоксичне ураження ЦНС		ROC Area / CCI, %			
Кількість пологів	Кількість випадків патології	Naïve Bayes	Bayes Net	Random Forest	Alternating decision tree
339	24	0.657 / 92.33 %	0.5 / 92.92%	0.909 / 97.34 %	0.833 / 93.8 %

Для вихідних даних поточного дослідження, алгоритм Decision tree показав якісніші результати ніж алгоритми Naïve Bayes та Bayes Net. За показниками якості моделі Alternating decision tree поступився тільки алгоритму Random Forest, що цілком логічно, оскільки Random Forest використовує множину дерев рішень для отримання результату.

Висновки. У результаті виконаних робіт запропоновано нові інформаційні моделі для прогнозування гіпоксичного ураження ЦНС у новонароджених, які відображають найбільш істотні ознаки досліджуваної патології, виявлені під час вагітності матері, та дозволяють використовувати виділені набори даних для отримання найбільш якісного прогнозу. Отримано результати порівняльного аналізу, що характеризують точність класифікації досліджуваних моделей для тестового набору даних. Розглянуто механізми аналізу даних за допомогою алгоритмів Naïve Bayes, Bayes Net, Random Forest, Alternating decision tree. За результатами моделювання, зроблено висновок, що в подальшому дослідженні слід зосередити свою увагу на таких алгоритмах, як Random Forest і Decision Tree, які показали задовільні результати якості та точності при аналізі медичних даних.

У подальшому планується поліпшення результатів моделювання за рахунок збільшення наборів даних додатковими оцифрованими змінними.

Список літератури: 1. *Волосовец А.П.* Последствия перинатальных поражений центральной нервной системы: дискуссионные вопросы [Електронний ресурс] / *А.П. Волосовец, С.П. Кривоустов, И.А. Логинова, М.А. Шаколько* // Здоровье ребенка. – 2008. – № 4 (13). – Режим доступу [www. URL: http://www.mifua.com/archive/article_print/7232](http://www.mifua.com/archive/article_print/7232). – 21.07.2015 р. 2. *Chen H.-Y.* Exploring the risk factors of preterm birth using data mining / *H.-Y. Chen, C.-H. Chuang, Y.-J. Yang, T.-Pi Wu* // Expert Systems with Applications. – 2011. – Vol. 38. – P. 5384-5387. 3. *Bassil K.L.* The association between obstetrical interventions and late preterm birth / *K.L. Bassil, A.S. Yasseen III, M. Walker, M.D. Sgro, P.S. Shah, G.N. Smith, D.M. Campbell, M. Mamdani, A.E. Sprague, S.K. Lee, J.L. Maguire* // American Journal of Obstetrics & Gynecology. – 2014. – Vol. 210. – Issue 6. – P. 538-540. 4. *Prather J.C.* Medical Data Mining: Knowledge Discovery in a Clinical Data Warehouse / *J.C. Prather, D.F. Lobach, L.K. Goodwin, J.W. Hales, M.L. Hage, W.E. Hammond* // Proceedings AMIA Annual Fall Symposium. – 1997. – P. 101-105. 5. A summary of findings and quantitative investigation targeted at: Reducing Infant Mortality in Indiana – Dec. 2014 [Електронний ресурс] – Режим доступу [www. URL: http://www.in.gov/omb/files/Infant_Mortality_Report.pdf](http://www.in.gov/omb/files/Infant_Mortality_Report.pdf) – 21.07.2015 р. 6. *Raghupathi W.* An Overview of Health Analytics [Електронний ресурс] / *W. Raghupathi, V. Raghupathi* // Health Analytics Journal – Режим доступу [www. URL: http://www.fordhamcdt.org/img/2013/07/HealthAnalyticsJournalPaperVersion5_final_.pdf](http://www.fordhamcdt.org/img/2013/07/HealthAnalyticsJournalPaperVersion5_final_.pdf) – 21.07.2015 р. 7. *Ferreira D.* Applying data mining techniques to improve diagnosis in neonatal jaundice [Електронний ресурс] / *D. Ferreira, A. Oliveira, A. Freitas* // BMC Medical Informatics and Decision Making. – 2012. – Vol. 12. – № 143 – Режим доступу [www. URL: http://www.biomedcentral.com/content/pdf/1472-6947-12-143.pdf](http://www.biomedcentral.com/content/pdf/1472-6947-12-143.pdf) – 21.07.2015 р. 8. *Скарга-Бандурова І.С.* Використання методів інтелектуального аналізу даних для діагностики стану плода / *І.С. Скарга-Бандурова, Т.О. Білобородова* // Theoretical

and Applied Computer Science and Information Technology: Proceedings of the 1st International Conference TACSIT-2015. – Severodonetsk: East Ukrainian National University, 2015. – P. 76-80. **9.** The Weka Data Mining Software: An Update [Elektronnij resurs] – Rezhim dostupu www. URL: <http://www.kdd.org/explorations/issues/11-1-2009-07/p2V11n1.pdf> – 21.07.2015 p. **10.** *Pearl J.* Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Networks of Plausible Inference [Elektronnij resurs] / *J. Pearl.* – San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988. – Rezhim dostupu www. URL: http://www.cogsci.northwestern.edu/Bayes/Pearl_1988.pdf – 21.07.2015 p. **11.** *Meyfroidta G.* Machine learning techniques to examine large patient databases / *G. Meyfroidta, F. Güizab, J. Ramonb, M. Bruynoogheh* // Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology. – 2009. – Vol. 23. – Issue 1. – P. 127-143. **12.** *Vovsha I.* Predicting Preterm Birth Is Not Elusive: Machine Learning Paves the Way to Individual Wellness / *I. Vovsha, A. Rajan, A. Sallel-Aouissi, A. Raja, A. Radeva, H. Diab, A. Tomar, R. Wapner* // Big Data Becomes Personal: Knowledge into Meaning. AAAI Spring Symposium Series. – 2014. – P. 82-89. **13.** *Altman D.* Statistics with Confidence: Confidence Intervals and Statistical Guidelines / *D. Altman, D. Machin, T. Bryant, M. Gardner* (Eds.). – 2nd Ed. – BMJ Books, 2000. – 254 p.

Bibliography (transliterated): **1.** *Volosovec A.P.* Posledstvija perinatal'nyh porazhenij central'noj nervnoj sistemy: diskussionnye voprosy [Elektronnij resurs] / *A.P. Volosovec, S.P. Krivopustov, I.A. Loginova, M.A. Shakot'ko* // Zdorov'e rebenka. – 2008. – № 4 (13). – Rezhim dostupu www. URL: http://www.mif-ua.com/archive/article_print/7232. – 21.07.2015. **2.** *Chen H.-Y.* Exploring the risk factors of preterm birth using data mining / *H.-Y. Chen, C.-H. Chuang, Y.-J. Yang, T.-Pi Wu* // Expert Systems with Applications. – 2011. – Vol. 38. – P. 5384-5387. **3.** *Bassil K.L.* The association between obstetrical interventions and late preterm birth / *K.L. Bassil, A.S. Yasseen III, M. Walker, M.D. Sgro, P.S. Shah, G.N. Smith, D.M. Campbell, M. Mamdani, A.E. Sprague, S.K. Lee, J.L. Maguire* // American Journal of Obstetrics & Gynecology. – 2014. – Vol. 210. – Issue 6. – P. 538-540. **4.** *Prather J.C.* Medical Data Mining: Knowledge Discovery in a Clinical Data Warehouse / *J.C. Prather, D.F. Lobach, L.K. Goodwin, J.W. Hales, M.L. Hage, W.E. Hammond* // Proceedings AMIA Annual Fall Symposium. – 1997. – P. 101-105. **5.** A summary of findings and quantitative investigation targeted at: Reducing Infant Mortality in Indiana – Dec. 2014 [Elektronnij resurs] – Rezhim dostupu www. URL: http://www.in.gov/omb/files/Infant_Mortality_Report.pdf – 21.07.2015. **6.** *Raghupathi W.* An Overview of Health Analytics [Elektronnij resurs] / *W. Raghupathi, V. Raghupathi* // Health Analytics Journal – Rezhim dostupu www. URL: http://www.fordhamcdt.org/img/2013/07/HealthAnalyticsJournal_PaperVersion5.final_.pdf – 21.07.2015. **7.** *Ferreira D.* Applying data mining techniques to improve diagnosis in neonatal jaundice [Elektronnij resurs] / *D. Ferreira, A. Oliveira, A. Freitas* // BMC Medical Informatics and Decision Making. – 2012. – Vol. 12. – № 143 – Rezhim dostupu www. URL: <http://www.biomedcentral.com/content/pdf/1472-6947-12-143.pdf> – 21.07.2015. **8.** *Skarga-Bandurova I.S.* Viktoristannya metodiv intelektual'nogo analizu danih dlja diagnostiki stanu ploda / *I.S. Skarga-Bandurova, T.O. Biloborodova* // Theoretical and Applied Computer Science and Information Technology: Proceedings of the 1 International Conference TACSIT-2015. – Severodonetsk: East Ukrainian National University, 2015. – S. 76-80. **9.** The Weka Data Mining Software: An Update [Elektronnij resurs] – Rezhim dostupu www. URL: <http://www.kdd.org/explorations/issues/11-1-2009-07/p2V11n1.pdf> – 21.07.2015. **10.** *Pearl J.* Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Networks of Plausible Inference [Elektronnij resurs] / *J. Pearl.* – San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988. – Rezhim dostupu www. URL: http://www.cogsci.northwestern.edu/Bayes/Pearl_1988.pdf – 21.07.2015. **11.** *Meyfroidta G.* Machine learning techniques to examine large patient databases / *G. Meyfroidta, F. Güizab, J. Ramonb, M. Bruynoogheh* // Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology. – 2009. – Vol. 23. – Issue 1. – P. 127-143. **12.** *Vovsha I.* Predicting Preterm Birth Is Not Elusive: Machine Learning Paves the Way to Individual Wellness / *I. Vovsha, A. Rajan, A. Sallel-Aouissi, A. Raja, A. Radeva, H. Diab, A. Tomar, R. Wapner* // Big

Data Becomes Personal: Knowledge into Meaning. AAAI Spring Symposium Series. – 2014. – P. 82-89. **13.** *Altman D.* Statistics with Confidence: Confidence Intervals and Statistical Guidelines / *D. Altman, D. Machin, T. Bryant, M. Gardner* (Eds.). – 2nd Ed. – BMJ Books, 2000. – 254 p.

Надійшла (received) 10.08.2015

Повторно 01.10.2015

Статтю представив д.т.н., проф. ЧНУ ім. В. Даля Рязанцев О.І.

Skarga-Bandurova Inna, Dr.Sci.Tech, Assoc. Professor, Professor
East Ukrainian National University named after Volodymyr Dahl
Radyansky ave., 59-a, Siverodonetsk, Luhansk region, Ukraine, 93400
tel./phone: (064) 522-89-97, e-mail: skarga_bandurova@ukr.net
ORCID ID: 0000-0003-3458-8730

Biloborodova Tetyana, PhD student
East Ukrainian National University named after Volodymyr Dahl
Radyansky ave., 59-a, Siverodonetsk, Luhansk region, Ukraine, 93400
tel./phone: (064) 522-89-97, e-mail: beloborodova.t@gmail.com
ORCID ID: 0000-0001-7561-7484