

УДК 616.345–089.168–089.17–089.844

АВТОМАТИЗОВАНА ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА КІЛЬКІСНОЇ ОЦІНКИ ОПЕРАЦІЙНОГО РИЗИКУ ПРИ РЕКОНСТРУКТИВНО–ВІДНОВНИХ ОПЕРАЦІЯХ НА ТОВСТІЙ КИШЦІ

B. M. Косован

Одеська обласна клінічна лікарня

AUTOMATIZED EXPERT SYSTEM OF QUANTITATIVE ESTIMATION OF THE OPERATION RISK IN RECONSTRUCTION–RESTORATION OPERATION ON THE LARGE BOWEL

V. M. Kosovan

РЕФЕРАТ

Запропонований алгоритм кількісної оцінки операційного ризику під час реконструктивно–відновних операцій на товстій кишці. Встановлено високу чутливість і специфічність кількісної оцінки операційного ризику з використанням нейромережевих моделей, особливо при застосуванні нейромереж з двома вихідними нейронами. Під час оцінки операційного ризику з застосуванням нейромереж частота помилкових відповідей, як і нерозпізнаних станів, є припустимо малою, що дозволяє рекомендувати метод для широкого застосування.

Ключові слова: колопроктологія; прогнозування; реконструктивно–відновні операції; одно– та двостовбурова ентеро– та колостома; післяопераційні ускладнення.

SUMMARY

The algorithm of quantitative estimation of operative risk while performing reconstructive–restoration colonic surgery was proposed. There was established high sensitivity and specificity of quantitative estimation of operative risk while application of a neuronet models, especially in usage of a neuronet owing two output neurons. While doing the operative risk estimation, using neuronets, the fault answers rate, as well as of unrecognized states, is trustworthy small, what permits to recommend the method for wide application.

Key words: coloproctology; prognostication; reconstruction–restoration operations; one– and two–barrel enterostomy; postoperative complications.

В досконалення реконструктивно–відновних операцій на товстій кишці, покращення їх безпосередніх, віддалених та функціональних результатів є одним з актуальних завдань сучасної колопроктології [1, 2]. Методи хірургічної корекції при усуненні колостома за останні 10 років практично не змінилися, частота післяопераційних ускладнень сягає 33%. За даними літератури, летальність при реконструктивно–відновних операціях становить 1–5% [3].

При операціях на товстій кишці найнебезпечнішими є гнійно–септичні ускладнення. Основну загрозу становить умовно патогенна та анаеробна мікрофлора. Джерелами високопатогенних мікроорганизмів можуть бути нефункціонуючий постстомальний відділ товстої кишки, параколостомні грижі та грижі черевної стінки з лігатурними норицями, параколостомні нориці, які спричиняють додаткове інфікування майбутнього операційного доступу [3–5].

При плануванні оперативного втручання з усуненням колостоми лікар оцінює тяжкість стану хворого, обсяг оперативного втручання, ризик його виконання. За таких ситуацій дуже важливо кількісно оцінити тяжкість захворювання, оскільки універсальних методів кількісної оцінки операційного ризику немає. Таким чином, однією з важливих проблем у сучасній медицині є кількісна оцінка операційного ризику. Складність такої оцінки зумовлена значною кількістю симптомів, різних для кожного захворювання, й великою лабільністю клінічних проявів захворювання. На практиці тяжкість стану пацієнта визначають за якісними показниками. При цьому використовують декілька симптомів або факторів ризику, значення яких найбільш явно відображає стан пацієнта, у той же час менш значущі симптоми не беруть до уваги. Тому одним з шляхів підвищення ефективності оцінки операційного ризику є застосування матема-

тичних методів обробки медико–біологічних даних і розробка проблемно–орієнтованих систем аналізу інформації. Це дозволить більш точно оцінювати тяжкість стану пацієнта перед операцією за певних нозологічних форм і вчасно застосовувати лікувальні заходи. Актуальними є розробка й реалізація автоматизованої системи кількісної оцінки операційного ризику.

Відповідно до сучасних уявлень, превентивне встановлення негативних чинників, що визначають результати лікування захворювання й ризик виникнення післяопераційних ускладнень в колопротологічній практиці, дозволяє спробувати повністю або частково їх усунути як перед, під час, так і після операції. Проте, превентивне усунення чинників, що негативно впливають на результати лікування захворювання, не завжди можливе, оскільки пацієнтів госпіталізують з вже чітко сформованими клінічними проявами захворювання, за наявності необоротних змін їх стану [6].

Аналіз існуючих і найбільш часто застосовуваних у медицині для діагностики й прогнозування методів свідчить, що використання ймовірностно–статистичних та нейромережевих моделей дозволяє найбільш адекватно репрезентувати й аналізувати систему складних взаємозв'язків симптомів захворювань. Імовірністні методи більш гнучкі й зручні для обробляння клініко–лабораторних даних, ніж детерміновані багатопараметричні статистичні моделі, обтяжені умовами нормальності розподілу значень, ортогональності розглянутого простору тощо [6–8]. Крім того, математичний апарат штучних нейронних мереж розробляється саме для потреб моделювання поведінки біологічних об'єктів, тому застосування цих методів дозволяє більш точно оцінювати стан пацієнтів перед операцією в умовах більшої лабільності клінічних проявів [8].

Мета дослідження: розробка алгоритму кількісної оцінки операційного ризику при реконструктивно–відновних операціях на товстій кишці.

МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

У дослідження включені 432 хворих, яким оперативне втручання на товстій кишці завершено формуванням одностовбурової – у 219 (50,7%) та двостовбурової – у 213 (49,3%) колостоми. Вік пацієнтів у середньому ($53,4 \pm 2,2$) року.

Кожний запис у первинній базі даних містив інформацію, що складалася з трьох логічних блоків:

- якісна інформація про тяжкість стану хворого перед операцією;
- якісна інформація про наявність у пацієнта ускладнень основного захворювання, відхилення у функціонуванні тої або іншої системи життєдіяльності організму;

– кількісні дані лабораторних та інструментальних досліджень перед операцією.

Проводили статистичну обробку цих ознак з визначенням критеріальних значень ризику у балах з використанням нейромережевого програмування та багатошарового персептрона [6, 7]. Завдяки здатності багатошарового персептрона узагальнювати аналізовану інформацію, під час його "навчання" опосередковано виявляють взаємозв'язки між вхідними й вихідними даними. Результат роботи кожного вихідного нейрона "навченого" нейромережі нечіткий і дає кількісну оцінку впевненості у відповідності вхідних даних вихідним. Таким чином, при розпізнаванні тяжкого або загрозливого стану хворого на вихіді нейромережі дослідник одержує кількісну оцінку ймовірності наявності цього стану, тим самим оцінюює ризик кількісно. Крім того, для навченої нейромережі можна кількісно оцінити внесок кожного вхідного нейрона при класифікації або розпізнаванні [8], тобто, можна виділити найбільш інформативні при оцінці ризику ознаки – власне фактори ризику.

Оскільки нейромережі здатні обробляти лише кількісну інформацію, проведена попередня обробка вихідних даних, що включала такі етапи:

- відновлення пропущеної під час збирання інформації, якої бракує у базі даних;
- попередня обробка кількісної інформації, яка полягає у перетворенні до безрозмірного виду шляхом масштабування до єдиної шкали (від 0 до 1);
- попередня обробка якісної інформації шляхом кодування числовими значеннями наявності (1) або відсутності (0) ознаки.

Для аналізу застосування моделі багатошарового персептрона під час кількісної оцінки операційного ризику проведений експеримент з пошуку найбільш безпомилкових архітектур нейромереж за алгоритмом зворотного поширення помилки. В експерименті під час перехресного навчання й тестування аналізували чутливість і специфічність моделей прогнозування незадовільного результату лікування (1 вихідний нейрон) й точності класифікації стану хворого перед операцією (2 вихідних нейроні). Прогноз і діагноз вважали вірними, якщо вихід мережі перевищував 0,8.

На всіх етапах статистичної обробки використовували програмне забезпечення Statistica 8.0 (StatSoft Inc., США) [9].

РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

Застосування комплексного підходу до обстеження та передопераційної підготовки хворих до реконструктивно–відновного лікування дозволило уникнути післяопераційної летальності. У 59 (27,7%) хворих виники післяопераційні ускладнення при усуненні колостоми. Ці ускладнення умовно розподілені на за-

Таблиця 1. Результати навчання нейромереж з одним вихідним нейроном

| Вихід | Архітектура нейромережі | | | | Частота вірного прогнозу, % | Se | Sp |
|-------|-------------------------|------------------------|---------------|--------|-----------------------------|------|------|
| | Шарів | Нейронів в одному шарі | $\sigma_1(x)$ | η | | | |
| A_1 | 2 | 5 | 2,5 | 0,6 | 19,3 | 0,19 | 0,20 |
| | 2 | 5 | 3 | 0,5 | 17,8 | 0,18 | 0,18 |
| | 2 | 10 | 2,5 | 0,3 | 6,6 | 0,07 | 0,07 |
| A_2 | 2 | 5 | 2,5 | 0,6 | 97,3 | 0,97 | 0,97 |
| | 2 | 5 | 3 | 0,5 | 96,0 | 0,96 | 0,96 |
| | 2 | 10 | 2,5 | 0,3 | 94,7 | 0,95 | 0,96 |

Примітка. A_1 – сприятливий клінічний результат оперативного втручання; A_2 – несприятливий клінічний результат оперативного втручання; $\sigma_1(x)$ – численна характеристика сігмоїда; η – коефіцієнт швидкості навчання моделі; Se – чутливість; Sp – специфічність. Те ж у табл. 2.

Таблиця 2. Результати навчання нейромережі з двома вихідними нейронами

| Вихід | Архітектура нейромережі | | | | Частота вірного прогнозу, % | Se | Sp |
|-------|-------------------------|------------------------|---------------|--------|-----------------------------|------|------|
| | Шарів | Нейронів в одному шарі | $\sigma_1(x)$ | η | | | |
| A_1 | 3 | 25 | 1 | 0,3 | 94,4 | 0,94 | 0,96 |
| | 2 | 5 | 2 | 0,1 | 94,4 | 0,94 | 0,96 |
| | 2 | 25 | 1,5 | 0,1 | 94,0 | 0,94 | 0,96 |
| A_2 | 3 | 25 | 1 | 0,3 | 94,6 | 0,95 | 0,96 |
| | 2 | 5 | 2 | 0,1 | 93,3 | 0,93 | 0,95 |
| | 2 | 25 | 1,5 | 0,1 | 93,3 | 0,93 | 0,96 |

галальні – в 11 (5,16%) хворих, внутрішньочеревні – у 26 (12,2%) та гнійні ускладнення загоєння операційної рани – у 22 (10,33%). В одного пацієнта після операції виникла тромбоемболія гілок легеневої артерії, у 10 (4,7%) – запалення легень. Найбільш частими з внутрішньочеревних ускладнень були неспроможність швів анастомозу – у 23 (10,8%) хворих, перфорація гострої виразки тонкої кишки – у 3 (1,4%) та внутрішньочеревна кровотеча – в 1 (0,5%).

У табл. 1 та 2 представлено характеристику якості роботи трьох архітектур нейромереж, середні значення безпомилковості яких під час перехресного тестування виявилися найбільшими.

Таким чином, проведений експеримент з "навчання" нейромереж на найбільш інформативних ознаках, виділених на підставі попереднього аналізу, визначив приблизно рівні показники чутливості й специфічності, незважаючи на те, що прихованій шар мереж містив меншу кількість нейронів.

Аналізуючи показники чутливості й специфічності кількісної оцінки операційного ризику з використанням нейромережевих моделей, слід зазначити, що цей тест характеризується високою чутливістю та специфічністю, особливо при застосуванні нейромережі з двома вихідними нейронами (див. табл. 2).

Тобто, під час оцінки операційного ризику з використанням нейромереж частота помилкових відповідей, як і нерозпізнаних станів, припустимо мала (до 5%), що дозволяє застосовувати такий підхід при створенні автоматизованих експертних систем.

Statistica Neural Networks надає різноманітні функціональні можливості для роботи з дуже склад-

ними завданнями, що включають не тільки новітні архітектури нейронних мереж і алгоритми навчання, а й нові підходи до відбору вхідних даних і побудови мережі. Перевагою цього пакету є те, що після проведення заданих експериментів у простому й інтуїтивно зрозумілому інтерфейсі Statistica Neural Networks, різні нейромережеві аналізи можуть бути об'єднані для подальшого користування, що досягається за допомогою стандартної бібліотеки СОМ-функцій Statistica, яка повністю відображає всі функціональні можливості програми.

Для "навчання" багатошарових персепtronів у системі Statistica Neural Networks реалізований, насамперед, метод зворотного поширення з мінливими в часі швидкістю "навчання" й коефіцієнтом інерції, переміщуванням спостережень перед черговим кроком алгоритму й додаванням адитивного шуму для робастного узагальнення. Крім того, у системі Statistica Neural Networks реалізовані два швидких алгоритми другого порядку – методи сполучених градієнтів і Левенберга – Маркара, надзвичайно потужний сучасний алгоритм нелінійної оптимізації. Застосування цього методу обмежене невеликими мережами з одним вихідним нейроном, а для більш громіздких завдань у пакеті Statistica Neural Networks є метод сполучених градієнтів. Як правило, і той і інший алгоритм сходяться швидше, ніж метод зворотного поширення, при цьому, звичайно, видають більш відповідне до потреб клінічного прогнозування рішення.

Так, при аналізі даних, одержаних під час оцінки операційного ризику з застосуванням нейронної ме-

режі нам вдалося досягти якості розпізнавання на рівні 95%. Позитивний прогноз, визначений нейронною мережею, за даними катамнестичного аналізу підтверджився більш ніж у 50% спостережень, при цьому для вихідних значень коефіцієнти значущості перевищували 0,8, найбільш значущими предикторами ризику виявилися гіпопротеїнемія, наявність ускладнень та супутніх захворювань, атипова локалізація колостоми, тривалість оперативного втручання.

Інтегративний процес "навчання" мережі в системі Statistica Neural Networks супроводжується автоматичним відображенням поточної помилки "навчання" й помилки. Крім того, при застосуванні програми є можливість задати умови припинення, при виконанні яких "навчання" буде перерване; такою умовою може бути, наприклад, досягнення певного рівня помилки або стабільне збільшення перевірної помилки протягом заданої кількості проходів.

ВИСНОВКИ

1. Під час оцінки операційного ризику з використанням нейромереж частота помилкових відповідей та нерозпізнаних станів є припустимо малою (до 5%), що дозволяє рекомендувати метод для широкого застосування.

2. Доступним для потреб прогнозування та експертної оцінки операційного ризику відповідно до зручності інтерфейсу та потужності аналітичного забезпечення є стандартний пакет Statistica Neural Networks.

ЛІТЕРАТУРА

1. Risk factors for wound infection after surgery for colorectal cancer / T. Nakamura, H. Mitomi, A. Ihara [et al.] // World J. Surg. – 2008. – Vol. 32, N 6. – P. 1138 – 1141.
2. Risk factors and outcomes for anastomotic leakage in colorectal surgery: a single-institution analysis of 1576 patients / M. A. Boccola, P. G. Buettner, W. M. Rozen [et al.] // Ibid. – 2011. – Vol. 35, N 1. – P. 186 – 195.
3. Evaluation of the end colostomy complications and the risk factors influencing them in Iranian patients / B. Mahjoubi, A. Moghimi, R. Mirzaei, A. Bijari // Colorect. Dis. – 2005. – Vol. 7, N 6. – P. 582 – 587.
4. A comparison of complications associated with colostomy reversal versus ileostomy reversal / C. Bell, M. Asolati, E. Hamilton [et al.] // Am. J. Surg. – 2005. – Vol. 190, N 5. – P. 717 – 720.
5. Дезорцев І. Л. Реконструктивно–восстановительные операции на толстой кишке при ликвидации колостом: автореф. дис. ... канд. мед. наук: спец. 14.00.27 / И. Л. Дезорцев. – Ниж. Новгород, 2005. – 16 с.
6. Gutierrez P. A. Logistic regression by means of evolutionary radial basis function neural networks / P. A. Gutierrez, C. Hervas–Martinez, F. J. Martinez–Estudillo // IEEE Trans Neural Netw. – 2011. – Vol. 22, N 2. – P. 246 – 263.
7. Генкин А. А. Новая информационная технология анализа медицинских данных / А. А. Генкин. – СПб.: Политехника, 1999. – 191 с.
8. Драгун И. А. Автоматизированная система количественной оценки операционного риска / И. А. Драгун, Г. И. Устинов, П. М. Зацепин // Известия Том. политех. ун–та. – 2007. – Т. 310, № 1. – С. 217 – 221.
9. Statistica Neural Networks. Електронний ресурс. Режим доступу: http://statsoft.ru/statportal/tabID_32/products-neuralnetworks.aspx

