

ЗАСТОСУВАННЯ БАГАТОШАРОВИХ ПЕРСЕПТРОНІВ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ-ЮРИДИЧНИХ ОСІБ

У задачі класифікації позичальників-юридичних осіб за рівнем кредитного ризику нульовою гіпотезою є припущення про незадовільну кредитоспроможність потенційного позичальника. Відповідно, похибка I роду буде спостерігатись при віднесенні позичальника, котрий не виконає зобов'язання, до класу «надійних», похибка II роду — при віднесенні кредитоспроможного позичальника до класу «ненадійних». Похибка I роду є більш витратною для банківських установ, оскільки в такому разі позичальник втрачає як суму виданого кредиту, так і відсотки за ним.

Проведений аналіз опублікованих праць з моделювання кредитоспроможності позичальників-юридичних осіб [1-5] та власні дослідження з даного напрямку обумовили вибір нейронних мереж персептронного типу для вирішення задачі класифікації позичальників.

Мета дослідження полягає в пошуку оптимальної архітектури нейронної мережі типу багатошаровий персептрон для мінімізації похибки першого роду при вирішенні задачі класифікації позичальників-юридичних осіб за рівнем кредитного ризику.

У рамках даного дослідження побудова моделей проводилась з використанням пакету STATISTICA Neural Networks.

Генеральна сукупність, очищена від спостережень, що містили аномальні викиди та пропущені значення, складалась із записів стосовно понад 8000 позичальників (серед яких 390 зазнали дефолту). Кожний запис містить показники попередньої кредитної історії та дані бухгалтерської звітності підприємств на момент видачі кредиту, для яких було обраховано 70 фінансових показників. Оскільки використання такої кількості факторів на практиці неминуче призводить до «прокляття розмірності», нейромережі конструювались на основі від 6 до 20 пояснюючих змінних, відібраних за трьома критеріями: Джині (Gini), V Крамера (V Cramer's) та інформаційна значущість (Information Value).

У ході проведення дослідження встановлено, що найнижчі похибки I роду властиві для моделей, пояснюючі змінні яких відібрано на основі V Крамера.

При роботі з усією генеральною сукупністю, де частка ненадійних позичальників становила лише 5 %, побудова адекватної моделі була неможливою, адже при такому співвідношенні надійних та ненадійних позичальників середня точність класифікації досягає 95,42 %, за якої похибка другого роду становить 0,07 %, в той час як похибка першого роду для деяких моделей сягає 100 %. Тому було прийнято рішення працювати з вибіркою, де спостереження з обох класів представлені у співвідношенні 50 % / 50 %, в результаті чого обсяг генеральної сукупності було зменшено до 798 спостережень задля забезпечення однакової репрезентативності надійних та ненадійних позичальників.

У ході дослідження проаналізовано більше ніж 3000 моделей типу багатошаровий персептрон. Виявлено, що оптимальні результати класифікації позичальників, котрі зазнали дефолту, досягаються за умови поділу генеральної сукупності на навчальну, тестову та контрольну вибірки у пропорції 70 %-15 %-15 %. Оптимальна кількість незалежних змінних для адекватної оцінки кредитоспроможності юридичних осіб становить не менше 10.

Наведемо у табл. 1 перелік найбільш адекватних моделей.

Як свідчать дані табл. 1, для відібраних у ході проведення дослідження моделей похибка I роду становить 10,69 %–13,69 %, що свідчить про їх адекватність та можливість застосування банківськими установами при оцінці кредитоспроможності позичальників-юридичних осіб.

Таблиця 1

Показники адекватності моделей типу багатошаровий персептрон різних конфігурацій

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного та вихідного шару	Відсоток правильно класифікованих позичальників у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих позичальників у тестовій вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих позичальників у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих надійних позичальників	Відсоток правильно класифікованих ненадійних позичальників
MLP 11-6-2	91,52	90,68	90,68	96,22	86,31
MLP 12-8-2	91,70	90,68	91,53	95,88	87,07
MLP 13-15-2	92,06	90,68	92,37	97,25	86,31
MLP 14-10-2	91,70	91,53	92,37	96,22	86,69
MLP 18-14-2	93,66	92,37	92,37	97,59	89,31

Джерело: розроблено автором

Висновки. У дослідженні запропоновано використання багатошарових персептронів для оцінки кредитоспроможності позичальників-юридичних осіб. Оптимальна кількість пояснювальних змінних для адекватної оцінки кредитоспроможності юридичних осіб становить більше 10. За таких умов середня точність класифікації позичальників, що зазнали дефолту становить 80,23 %. Для п'яти найбільш ефективних моделей, відібраних у ході дослідження (MLP 11-6-2, MLP 12-8-2, MLP 13-15-2, MLP 14-10-2, MLP 18-14-2), похибка I роду становила 10,69 %–13,69 %, що підтверджує можливість і доцільність практичного застосування нейронних мереж персептронного типу для розв'язання задач класифікації позичальників-юридичних осіб.

Список використаних джерел

1. West D. Neural Network Credit Scoring Models. *Computers & Operations Research*. 2000. Vol. 27, No. 11-12. P. 1131–1152. DOI:10.1016/s0305-0548(99)00149-5.
2. Великоіваненко Г. І., Корчинський В. В., Чернишова В. В. Дослідження ефекту перенавчання нейронних мереж на прикладі задачі апікаційного скорингу. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2016. № 5. С. 3–23. URL: http://nfmte.com/assets/journal/5/Velykoivanenko_Chernyshova_Korchynskiy.pdf.
3. Великоіваненко Г. І., Савіна С. С., Колечко Д. В., Бень В. П. Побудова ансамблів моделей кредитного скорингу. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2018. № 7. С. 34–77. DOI: 10.33111/nfmte.2018.034.
4. Савіна С. С., Бень В. П. Вибір архітектури нейромережі для розв'язання задачі класифікації надійності позичальників-фізичних осіб. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2016. № 5. С. 123–151. URL: http://nfmte.com/assets/journal/5/Savina_Ben'.pdf.
5. Великоіваненко Г. І., Савіна С. С., Колечко Д. В., Бень В. П. Побудова ансамблів моделей кредитного скорингу. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2018. № 7. С. 34–77. DOI: 10.33111/nfmte.2018.034.

АЛГОРИТМ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ У КЕРУВАННІ РОБОТАМИ

Теорія нечітких множин та нечітка логіка знаходять практичне застосування в нечітких контролерах, які застосовуються у всіх сферах нашого існування, починаючи від побутових приладів, закінчуючи великим промисловим виробництвом. Функціонування нечітких контролерів відрізняється від звичайних, так як замість математичної моделі у нечітких контролерах використовують заздалегідь інтегровані в них знання експертів, які подаються структурно нагадуючи звичайну мову, тобто лінгвістично, і описуються нечіткими множинами на лінгвістичними змінними. При проектуванні автоматичних систем необхідно забезпечити їх працездатність, тобто при функціонуванні вони повинні досягти поставленої мети із заданою точністю та якістю. Зрозуміло, що успішно розв'язати такі задачі можливо лише при забезпеченні нормального їх функціонування та нечутливості до неминучих сторонніх збурень, від яких у принципі неможливо позбавитися при експлуатації автоматичних систем контролю та управління технічних і технологічних об'єктів та процесів. Тобто, автоматичні системи повинні стійко працювати, незважаючи на дію на них різноманітних збурень. Тому насамперед важливо правильно обрати алгоритм та метод керування. Під нечітким керуванням розуміється стратегія управління, заснована на емпірично набутих знаннях («досвіді експерта») про функціонування об'єкта, при якій складні відносини між входом і виходом регульованого процесу представляються в лінгвістичній формі у вигляді деякої сукупності нечітких інструкцій (правил). Сучасні системи керування не здатні напряму працювати з нечіткими величинами, тому в них реалізуються компоненти нечіткого логічного виводу, що здійснюється в чотири етапи: фазифікація - введення нечітких значень, тобто перетворення чітких величин у нечітку множину, де присвоюється деяке значення вхідного модуля управління, яке буде відповідати нечіткій множині; Нечіткий логічний висновок - створюється одна нечітка підмножина призначена для кожного правила виведення змінних, а також визначається ступень істинності умов по кожному з правил системи нечіткого виведення; Композиція – формування єдиної нечіткої підмножини для будь якої змінної виводу, де знаходяться всі значення ступенів істинності висновків для кожного з правил, що входять в дану базу правил системи нечіткого виведення; Дефазифікація - перетворення нечіткого набору висновків в якесь певне чітке число. Ці етапи нечіткого виводу можуть бути реалізовані неоднозначно, адже вибір конкретного варіанту параметрів кожного з етапів визначає алгоритм, який в повному обсязі реалізує нечіткий висновок в системах правил. На сьогоднішній день запропоновано декілька алгоритмів нечіткого виведення: Алгоритм Мамдані, алгоритм Цукамото, алгоритм Ларсена, алгоритм Сугено тощо. Вони відрізняються між собою правилами логічних операцій і способом дефазифікації, тому вибір моделі обирається в залежності від характеру поставлених завдань, правильний вибір якої дозволить системі бути більш стійкою до зовнішніх збурень та успішного завершення поставлених завдань.

Список використаних джерел

1. Нечітка логіка та штучні нейронні мережі / Круглов. В.В., Дли М. И., Голунов Р.Ю М.: Фізматліт, 2001.р.
2. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М.Пилиньский, Л.Рутковский. // - М.: Телеком, 2006.