

k_2 – частка відвантаженої продукції, що реалізується у період $t + T_2$;

Y_t – обсяг продукції, виробництво якої почато у період t .

Таким чином, обсяг виробництва на кожному етапі має відповідати ринковому попиту у момент, коли продукцію буде доставлено до клієнта: повністю або частково, залежно від виробничих можливостей. Критерієм оптимальності при виборі продуктів для включення в план виробництва в умовах обмежених потужностей є максимізація маржинального доходу:

$$\text{Margin}_t \text{Sales}_t \rightarrow \max$$

$$\begin{cases} Y_t = \text{Sales}_{t+T_1+T_2}, \\ \text{Sales} \leq Q_t, \\ Y_t \leq N_t \end{cases}$$

де N_t – потужність компанії (максимальний випуск) у період t .

Висновок: запропоновано модель формування річного плану виробництва та реалізації продукції з урахуванням динаміки попиту та тривалості циклу виготовлення та доставки продукції до клієнта. Алгоритмом моделі передбачено досягнення цільової рентабельності продажів та ефективний розподіл виробничих потужностей підприємства у кожному періоді на основі оцінки маржинального доходу.

Оцінити побудований план продажів можливо шляхом підрахунку річної виручки та суми маржинального доходу за всіма групами продукції та порівняння їх з динамікою фактичних показників діяльності компанії.

Список використаних джерел:

1. Андрейшина Н. Б. Концептуальний підхід щодо прогнозування попиту / Н. Б. Андрейшина // БізнесІнформ. – 2013. – № 6. – С. 120–124.
2. Ершова И. В. Оперативно-производственное планирование: учебное пособие / И. В. Ершова, Т. А. Минеева, Е. В. Черепанова. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та. – 2016. – 96 с.
3. Палкина Е. С. Маржинально-стоимостной подход к ценообразованию в системе управления стоимостью компании / Е. С. Палкина // Экономический анализ: теория и практика. – 2012. – С. 56–60.

Клебан Ю.В.

*завідувач відділу ІТ наукової бібліотеки, викладач,
Національний університет «Острозька академія»*

УДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛЕЙ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ШЛЯХОМ КАТЕГОРИЗАЦІЇ ЧИСЛОВИХ ЗМІННИХ

Оцінка платоспроможності клієнтів кредитно-фінансових установ відбувається із використанням низки скорингових моделей, що потребують їх постійного удосконалення. Збільшення точності моделей може бути досягнуто не лише зміною підходу до моделювання, форм залежностей між змінними

або навчанням моделі, але шляхом удосконалення вхідних даних моделі: перетворення, створення «нових» синтетичних змінних. Проблема формування змінних для задач кредитного скорингу займалися як вітчизняні так і зарубіжні вчені. А. Сорокін [1], Н. Сіддікі [2] та М. Ковальов [3] вивчали питання побудови математичних моделей для кредитного скорингу. Ю. Коляда, В. Бондар [4] та Дж. Герман займалися вирішенням задачі формування груп для змінних, на основі яких відбувається формування вхідних даних для моделей оцінки кредитоспроможності.

Одним із способів перетворення даних у кредитному скорингу є біннінг. Суть даного підходу полягає у формуванні груп для числової змінної, які описуються кількістю позитивних та негативних результатів, показниками *WOE* (*Weight Of Evidence*) та *IV* (*Information Value*). Даний підхід частіше всього використовується для перетворення якісних змінних до числової форми. Проте подібне перетворення є доцільним і з числовими показниками, адже у межах усього діапазону значень є окремі відрізки, що мають схожі або навіть однакові пропорції позитивних та негативних результатів діяльності. Зокрема, А. Сорокін [1] та Н. Сіддікі [2] рекомендують розраховувати *WOE* не тільки для якісних показників, але й для кількісних, попередньо здійснивши розбиття усієї множини значень відповідного показника на інтервали. Варто також відмітити, що даний підхід коректний для моделей класифікації, де вихідна змінна є бінарною.

Показник *WOE* для кожної підгрупи позичальників визначає узагальнену кількісну оцінку їх кредитної поведінки. Така оцінка базується на обчисленні відношення між позитивними та негативними результатами кредитування клієнтів (повернення/неповернення суми кредиту та процентів) за кожною категорією показника відносно загальної кількості надійних і ненадійних угод, відповідно, із подальшим розрахунком *WOE* за формулою:

$$WOE_i = \ln\left(\frac{B_i}{G_i}\right), \quad i = \overline{1, k}, \quad (1)$$

де B_i – відношення кількості ненадійних позичальників у i -й категорії до загального числа ненадійних позичальників у вибірці; G_i – частка надійних угод за i -ю категорією відносно їх загальної кількості; k – кількість підгруп (категорій) змінної.

Оцінка ефективності розбиття змінної на категорії та визначення загальної прогностичної сили категоризованого фактора (якісної чи кількісної характеристики, переведеної у категорії з розрахунком відповідного *WOE*) застосовується показник інформаційної значимості *IV* (*Information Value*) [3]:

$$IV = \sum_{i=1}^k (B_i - G_i) \cdot WOE_i. \quad (2)$$

Чим вищою є інформаційна значимість предиктора, тим сильнішою є залежність від нього вихідної змінної.

У роботі Ю. Коляди та В. Бондаря [4] проблемною ділянкою побудови моделі оцінки кредитоспроможності вважають створення ефективної процедури розбиття кількісної характеристики на категорії, що б

забезпечувало підвищення точності класифікації позичальників за рівнем їх надійності.

У роботі [2] Н. Сіддікі пропонує такі базові рекомендації щодо проведення біннінгу:

- пропущені значення показника мають входити в окрему категорію;
- кожна категорія не може містити менше 5 % вибірки;
- кількість надійних чи ненадійних угод у категорії не мають дорівнювати 0.

Варто відмітити, що у роботі [4] експериментальні дослідження показали, що для підвищення точності математичної моделі формування тренду є досить важливим.

В алгоритмі, поелементного формування категорій, розробленому нами відповідно до сформульованих вище вимог та методологічного підходу проведення категоризації кількісних змінних, було вирішено ввести обмеження на мінімальний розмір категорії (зрештою, користувач системи, в основі якої покладено цей алгоритм, за бажання може це обмеження встановити на нульовому рівні).

Процес утворення категорій доречно розпочати з поступового об'єднання значень показника, доки їх кількість не перевищить мінімально встановлений розмір категорії (при додатковому аналізі наявності у категорії кредитів з обох класів). Звісно, такий процес немає сенсу розпочинати із середини діапазону значень даного показника – його варто ініціювати від початку або з кінця. І вже поступово розширювати створені категорії та додавати нові, забезпечуючи при цьому дотримання тренду змін *WOE*.

Приклад гістограми значень *WOE* для сформованих алгоритмом груп (змінна «Дохід») зображено на рис. 1. З рисунку видно, що тренд має спадний характер, а кількість груп (для поділу при мінімальному розмірі групи не менше 1%) становить вісім. Таке розбиття можна вважати досить оптимальним, враховуючи, що відсутні групи, що порушують тренд.

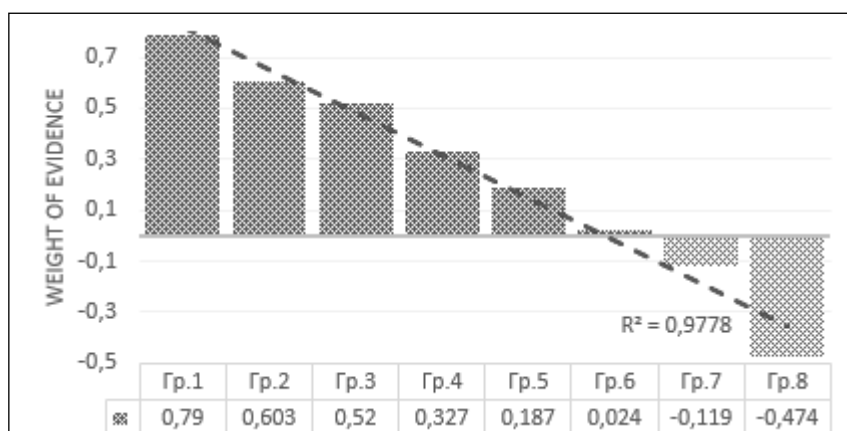


Рис. 1. Гістограма заклучного розподілу значень *WOE* для всіх категорій кількісної змінної «Дохід»

Джерело: розроблено автором

Розроблений методологічний підхід до формування категорій кількісних змінних розширює прикладне застосування біннінгу як для задач кредитного скорингу, так і для інших задач бінарної класифікації. Створений алгоритм стане основою для підвищення точності розроблюваних математичних моделей, їх стійкості до випадкових збурень і похибок у даних, адже об'єднання дискретних значень змінних у категорії дозволяє виключити негативний вплив екстремальних викидів, замінюючи їх оцінками систематичного впливу категорії на результуючий показник.

Список використаних джерел:

1. Сорокин А. С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии. [Электронный ресурс] / А.С. Сорокин // Интернет-журнал «Науковедение». – 2014. – Вып. 2. – С. 1–29. – Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>.
2. Siddiqi N. Credit risk scorecards: developing and implementing intel-ligent credit scoring / N. Siddiqi. – Hoboken : John Wiley & Sons, 2006. – 196 p.
3. Ковалев М. Методика построения банковской скоринговой модели для оценки кредитоспособности физических лиц / М. Ковалев, В. Корженевская // Вестник Ассоциации белорусских банков. – 2007. – № 46. – С. 16–20.
4. Коляда Ю. В., Бондар В. А. Біннінг у нейромережевих скорингових моделях // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. –2016. – № 5. – С. 60–80.
5. Herman J. R Package 'smbinning': Optimal Binning for Scoring Modeling [Електронний ресурс] / J. Herman. – 2015, March 24. – Режим доступа: <http://blog.revolutionanalytics.com/2015/03/r-package-smbinning-optimal-binning-for-scoring-modeling.html>.

Марченко В.О.

студентка;

Лобачева І.Ф.

кандидат педагогічних наук, доцент,

*Вінницький торговельно-економічний інститут
Київського торговельно-економічного університету*

ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ В ЛОГІСТИЧНІЙ СИСТЕМІ

Методи імітаційного моделювання на сьогодні є одним із найпоширеніших методів для дослідження складних об'єктів та різних галузей людської діяльності. Переваги у застосуванні імітаційного моделювання можна побачити у разі моделювання матеріально-технічного забезпечення виробництва, логістиці, екологічних та соціальних експериментах. Найважливішою перевагою імітаційного моделювання є те, що воно дає спроможність досліджувати системи, які аналізуються чи проектуються, використовуючи методи операційного аналізу, методологію системного аналізу. Завдяки цьому, імітаційне моделювання можна використовувати як універсальний засіб при прийнятті відповідних рішень в умовах невизначеності та врахуванні тих факторів, які важко формалізувати, що є дуже актуальним.