

увеличивающим или продуктоувеличивающим), Харроду (прогресс трудоувеличивающий) и Солоу (капиталоувеличивающий прогресс) [2, с. 243—244].

В работах по моделированию технического прогресса большое внимание уделяется распространению (диффузии) новой техники, попыткам отразить побудительные мотивы к внедрению нововведений. Одной из существенных характеристик процесса диффузии оказывается возможность вытеснения и замены существующих технологий новыми, более прогрессивными. Работы по диффузии технологий, хотя и обладают большей прикладной направленностью в сравнении с моделями, созданными для измерения вклада научно-технического прогресса в экономический рост, не оказали заметного влияния на развитие экономической теории и не получили широкого применения на практике. С помощью этих моделей могут быть получены лишь рекомендации общего характера. Ведутся исследования закономерностей, обобщающих процесс появления крупных открытий и изобретений в конкретных областях технологии. Подобные исследования представляют интерес как элемент теоретического обоснования при выборе стратегии технического развития [1, с. 189—190].

Литература

1. *Власов, М.П.* Моделирование экономических процессов / М.П. Власов, П.Д. Шимко. — Ростов н/Д.: Феникс, 2005. — 409 с.
2. *Колемаев, В.А.* Экономико-математическое моделирование. Моделирование макроэкономических процессов и систем / В.А. Колемаев. — М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2005. — 295 с.

*Л.Ф. Дежурко, канд. физ.-мат. наук, доцент
БГЭУ (Минск)*

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ РЕГРЕССИИ ДЛЯ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА

Логистическая регрессия выражает статистическую связь между вероятностью события $\{y = 1\}$ и значениями независимых переменных x_1, x_2, \dots, x_k и описывается формулой

$$P\{y_i = 1 / x_1, x_2, \dots, x_k\} = \frac{\exp(\tilde{z})}{1 + \exp(\tilde{z})}, \quad (1)$$

где $\tilde{z} = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k$.

Поэтому логистическую регрессию можно использовать для оценки вероятности дефолта кредитополучателя, на деятельность которого

оказывают влияние факторы x_1, x_2, \dots, x_k . В корпоративном сегменте в качестве этих факторов выступают коэффициенты финансового состояния — ликвидность, рентабельность, оборачиваемость и т.д. В розничном сегменте рассматривают уровень зарплаты, профессию, возраст, пол, стаж и другие демографические показатели. Для оценки коэффициентов b_1, b_2, \dots, b_k используется метод максимального правдоподобия.

Пусть $P\{y_i = 1 / x_1^i, x_2^i, \dots, x_k^i\}$ — вероятность дефолта i -го кредитозаемщика, тогда функция правдоподобия будет иметь вид

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^N (F(\hat{z}_i))^{y_i} (1 - F(\hat{z}_i))^{1-y_i}, \quad (2)$$

где $\hat{z} = b_1 x_1^i + b_2 x_2^i + \dots + b_k x_k^i$,

или

$$F(\hat{z}) = \frac{\exp(\hat{z})}{1 + \exp(\hat{z})},$$

N — количество кредитополучателей.

Чтобы избавиться от произведения, находят логарифм функции $L(b)$

$$\ln L(b) = \sum_{i=1}^N y_i \ln F(\hat{z}) + \sum_{i=1}^N (1 - y_i) \ln(1 - F(\hat{z})). \quad (3)$$

Для того чтобы найти экстремум функции (3), находят ее частные производные по b_i , приравнивают их к нулю и получают систему нелинейных уравнений относительно b_i , которую решают любым приближенным методом.

Доказывается, что экстремум для данной функции является глобальным максимумом.

Нами была построена логистическая регрессия по данным о физических лицах одного из белорусских банков. Для модели были отобраны 3492 клиента, количество отобранных факторов составило 16. К хорошим клиентам ($y_i = 0$) были отнесены те, у которых отсутствовали просрочки по платежам в течение 18 месяцев со дня выдачи кредита. Их количество составило 3086 клиентов. К плохим клиентам ($y_i = 1$) были отнесены те, которые в течение 6 месяцев вышли на просрочку в 90 дней. Их количество составило 406 клиентов.

Система нелинейных уравнений для оценки коэффициентов была решена методом Ньютона-Рафсона в среде Excel с использованием средств VBA. Показатель качества модели Epseudo R^2 оказался равным 0,58. Это очень высокий показатель для данного вида моделей. Остальные критерии также свидетельствуют о хорошем качестве модели. Пороговое значение было принято равным 50 %. Из 3086 хороших клиентов к хорошим с использованием модели были отнесены 3070 клиентов. Из 406 плохих клиентов с использованием модели к плохим было отнесено 281 клиент. Таким образом, 141 заемщик из 3086 был классифицирован ошибочно, 95,6 % клиентов были верно разделены на хороших

и плохих, что свидетельствует об эффективности использования логистической регрессии для оценки кредитного риска.

Литература

1. Эконометрика: учеб. / В.С. Мхиторян [и др.]; под ред. В.С. Мхиторяна. — М.: Проспект, 2009. — 380 с.

*И.В. Денисейко, ассистент
БГЭУ (Минск)*

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ СГЛАЖИВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Одной из важнейших задач управления является прогнозирование экономических показателей. На основе реальных временных рядов построить модель с хорошими прогностическими свойствами достаточно трудно. Такие хорошо известные модели стационарных временных рядов, как модели авторегрессии скользящего среднего, часто имеют хорошие статистические характеристики, однако могут давать слишком большой неинформативный интервал прогноза. С целью улучшения прогностических характеристик предлагается сгладить временной ряд. Существуют различные методы сглаживания. К достаточно известным относятся метод скользящего среднего и метод экспоненциального сглаживания.

Любопытным методом сглаживания временного ряда является так называемый метод «Гусеница», который принадлежит к методам глобальной аппроксимации [1]. Метод заключается в специальной обработке временного ряда так, что в результате он разбивается на несколько составляющих, каждому из которых соответствует некоторое собственное значение. Сумма нескольких компонент с наибольшими собственными значениями может быть рассмотрена как сглаженный временной ряд.

В качестве примера был рассмотрен временной ряд темпов роста объемов промышленного производства Республики Беларусь с января 1998 по декабрь 2012 г. [2]. Наилучшая ARMA-модель, построенная на основе данных рассмотренного временного ряда, имеет среднюю ошибку аппроксимации 58,3 %. Очевидно, такая модель будет иметь слишком большой интервальный прогноз. Наиболее близкий к исходному сглаженный ряд был получен методом экспоненциального сглаживания. Модель данного ряда дала среднюю ошибку аппроксимации 23,1 %, что значительно ниже, но недостаточно.

Следующий наиболее близкий сглаженный ряд был получен методом «Гусеница». Ряд был разбит на 12 компонент, из которых построена сумма трех составляющих с наибольшими собственными значениями.