

*А.Н. Бирюков, О.И. Глущенко**

ОЦЕНКА РИСКА УМЕНЬШЕНИЯ ПРОГНОЗНОГО УРОВНЯ НАПОЛНЕНИЯ БЮДЖЕТА МУНИЦИПАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ НИЖЕ ЗАДАННОГО УРОВНЯ

Разработаны математическая нейросетевая модель прогноза наполнения бюджета муниципального образования и вероятностная модель оценки риска ненаполнения бюджета до заданного порогового уровня. Эти модели «надстраивают» действующие методические рекомендации субъектам РФ и муниципальным образованиям по регулированию межбюджетных отношений.

Ошибка прогноза уровня наполнения муниципального бюджета в сторону его дефицита при планировании на год вперед существенно сказывается на качестве предоставления населению бюджетных услуг, например общеобразовательных или медицинских. Так методика распределения финансовых средств (субвенций) субъекта РФ между муниципальными образованиями (МО) (поселениями, муниципальными районами и городскими округами) [1] и затем на нижнем уровне между муниципальными учреждениями (МУ) [2] основана на известном прогнозном значении выделенных средств. «Если исполнение (финансирование) местными органами власти полномочий по организации образовательного процесса (или других бюджетных услуг, примечание автора статьи) будет осуществляться таким образом, что размер выделенной субвенции будет недостаточным, органы местного самоуправления не могут претендовать на увеличение субвенций» [1. С. 8].

Следовательно, оценка риска ошибки прогноза уровня наполнения бюджета муниципального образования актуальна с точки зрения качества принятия решений по распределению субвенций между МО.

В данной статье предлагаются нейросетевая математическая модель прогноза уровня наполнения муниципального бюджета и вероятная модель оценки риска прогноза. Отметим, что условия моделирования рассматриваемого процесса являются достаточно сложными с точки зрения возможности применения традиционных регрессивных методов [3]: имеют место сложный характер тренда и дефицит наблюдений. Данные, сдвинутые в прошлое более чем на 3 года, малоинформативны, поскольку соответствуют совсем другим условиям экономической среды. В распоряжении аналитика оказывается примерно 12-36 временных отсчетов при наблюдениях по кварталам или месяцам, что затруд-

*© Бирюков А.Н., Глущенко О.И. 2006

Бирюков Александр Николаевич – муниципальное учреждение здравоохранения «Санитарный автотранспорт» Республики Башкортостан

Глущенко Ольга Ивановна – муниципальное унитарное предприятие «Стерлитамакское троллейбусное управление» Республика Башкортостан

няет применение таких традиционных методов, как методы авторегрессии, т.е. погружение модели в пространство лаговых переменных, которое весьма эффективно при большом числе временных отсчетов. Другая трудность использования методов регрессии [3], основанных на методе наименьших квадратов, состоит в случайном характере независимых переменных и их стохастической связи друг с другом, т.е. в нарушении основных предпосылок регрессивного анализа.

Авторами использованы новейшие нейросетевые методы прогнозирования [4,5], свободные от указанных ограничений, причем в процедуры пред- и постпроцессорной обработки данных все же потребовалось внесение ряда новых идей [6,7].

1. Нейросетевая прогнозная модель исполнения доходной части бюджета муниципального образования

В качестве моделируемого показателя выбран объем собственных доходов S , формируемый в соответствии с [1] за счет:

- налоговых доходов, зачисляемых в бюджет муниципального образования (городские округа и муниципальные районы, состоящие из бюджетов районов и бюджетов поселений (сельских и городских) в соответствии с бюджетным законодательством РФ и законодательством о налогах и сборах субъекта РФ;
- неналоговых доходов, зачисляемых в бюджет муниципального образования в соответствии с законодательством РФ;
- безвозмездных и безвозвратных перечислений.

Нейросетевая математическая модель строится в виде:

$$M \left[S \middle| \vec{x}, t \right] \rightarrow \hat{S} = F \left(\vec{X}, W, t \right) + e. \quad (1)$$

Здесь $M \left[S \middle| \vec{x}, t \right]$ – условное математическое ожидание моделируемой случайной величины (СВ) S при условии, что случайный вектор независимых переменных принял фиксированное значение $(\vec{X} = \vec{x})$ в фиксированный момент времени t ; W – матрица параметров модели (синаптических весовых множителей); e – случайная ошибка аппроксимации; $F(\bullet)$ – оператор нейросетевого отображения, т.е. вычисления $\hat{S}$ по заданным значениям $\vec{x}$ и t ; « $\rightarrow$ » – означает статистическую оценку случайной величины; большими латинскими буквами S и X обозначают сами СВ, а малыми буквами s , x – их конкретные (числовые) реализации; $X_1, \dots, X_j, \dots, X_n$ – компоненты вектора $\vec{X}$; крышкой сверху « $\wedge$ » обозначаются рассчитанные (приближенные) значения величин.

Таким образом, модель (1) представляет собой с точки зрения кибернетики адаптивную (обучаемую на примерах) динамическую модель типа «черного ящика». Как известно [4,5], аппроксимативная «мощь» нейросетевой модели обусловлена нелинейным характером отображения в каждом нейроне сети (элементарном процессоре) и особой структурой соединения нейронов друг с другом, т.е. архитектурой сети. Авторами использована парадигма нейросетевой модели (НСМ) – многослойный персептрон (MLP). Здесь в каждом элементарном адаптивном процессоре реализуются две операции: суммирование сигналов с синаптическими весами и нелинейная аппроксимация результата такого суммирования:

$$S_j = \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_{ij} \right) - \Theta_{0j}; \quad Y_j = \varphi_j(S_j). \quad (2)$$

Здесь S_j – состояние j -го нейрона, возбуждаемого на его входах $i = \overline{1, n}$ сигналами $\{x_{ij}\}$; w_{ij} – синаптический вес j -го нейрона по i -му сигналу; Θ_{0j} – заданный порог возбуждения нейрона; Y_j – значение сигнала на выходе j -го нейрона; $\varphi_j(S_j)$ – активационная (передаточная) функция нейрона, осуществляющая отображение

$$\varphi_j : S_j \rightarrow Y_j. \quad (3)$$

Пользователь при обучении сети на множестве примеров – кортежей

$$\langle x_k, S_k, t_k \rangle, \quad k = \overline{1, N_1}, \quad (4)$$

где k – номер записи в базе данных; N_1 – количество обучающих примеров, выбирает ту или иную активационную функцию (сигмоид, гиперболический тангенс, линейную и т.д.). В процессе обучения модифицируются (адаптируются) синаптические веса $\{x_{ij}\}$ по выбранному критерию, чаще всего квадратическому.

Обученная НСМ подвергается тестированию на множестве примеров N_2 и экзамену на множестве N_3 . Объединение $N = (N_1 \cup N_2 \cup N_3)$ образует исходную базу данных. Трудность построения НСМ состоит в том, что, как отмечалось выше, данных мало, поэтому потребовалась разработка специальных процедур пред- и постпроцессорной обработки данных [6,7] на основе теории «русел» [8].

Идея формирования русел состоит в управлении качеством НСМ на ранних стадиях моделирования – спецификации переменных и структурировании НСМ. Русло – это такая подобласть сформированной поверхности $S(\vec{X}, t)$ в пространстве независимых, зависимых переменных и времени t

$\Omega = \left[\vec{X} \otimes S \otimes t \right]$, что ее можно описать моделью хорошего качества с относи-

тельно малым числом независимых переменных (порядка 5...7) и, что наиболее важно, в условиях дефицита наблюдений.

В исходной базе данных содержится 22 входных фактора, формирующих доходную часть бюджета S . При дефиците наблюдений учесть все эти входные факторы невозможно. Для формирования русла предложено структурировать (сжать) пространство независимых переменных $\vec{X}$. Прежде всего, выделены управляющие факторы, которые согласно [1] обеспечивают равномерность и прозрачность наполнения бюджета по территории данного МО и стимулирование развития налоговой базы:

x_1 – норматив налога на доходы физических лиц, %;

x_2 – норматив единого налога на вмененный доход для отдельных видов деятельности, %.

Важно, что значения этих входных факторов точно известны и законодательно закреплены на прогнозируемый период ($t=t_{np}$). Далее, образованы агрегаты:

x_3 – сумма всех налоговых доходов, млн руб.; x_4 – сумма всех неналоговых доходов, млн.руб.

Агрегат x_3 включает в себя 11 составляющих: налог на прибыль организаций; налог на доходы физических лиц; акцизы на алкогольную продукцию; акцизы на пиво; единый налог, взимаемый в связи с применением упрощенной системы налогообложения; единый налог на вмененный доход для отдельных видов деятельности; налог на имущество физических лиц; налог на имущество организаций; налог на добычу полезных ископаемых; земельный налог; госпошлина; прочие налоги.

Агрегат x_4 включает в себя 7 компонентов: арендную плату за земли городов; доходы от сдачи в аренду имущества, находящегося в муниципальной собственности; доходы от перечисления части прибыли муниципальных унитарных предприятий; платежи за негативное воздействие на окружающую среду; доходы от оказания платных услуг; денежные взыскания (штрафы); прочие неналоговые доходы. Поскольку модель динамическая, то добавлена временная переменная: $x_5 \equiv t_k$ – время наблюдения процесса (кварталы или месяцы).

Для учета запаздывания (инерции) в социально-экономической системе муниципального бюджетирования введем также две лаговые переменные:

x_6 – значение суммарного дохода S , сдвинутое назад (в прошлое) на один интервал времени

$$x_6(t) = S(t - \Delta t);$$

x_7 – значение суммарного дохода S , сдвинутое назад на два интервала времени.

$$x_7(t) = S(t - 2\Delta t);$$

x_8 – индекс потребительских цен.

Заметим, что указанная выше спецификация переменных при формировании русла НСМ была выбрана по итерационному способу экспертных оценок с дообучением экспертов, подробно описанному в [6,7].

2. Математическая модель оценки риска превышения заданного уровня ошибки прогноза

Пусть с помощью обученной, протестированной и проэкзаменованной НСМ в каждой точке базы данных $k = \overline{1, N}$ вычислены случайные относительные ошибки расчета

$$\delta_k = (S_k - \hat{S}_k) / S_k. \quad (5)$$

Оговорим ряд допущений для получения расчетных формул оценки риска в нашей задаче. Случайная ошибка (5) обусловлена множеством причин: зашумлением базы данных, а также неучтенными входными факторами. Следовательно, опираясь на центральную предельную теорему теории вероятности [3], можно постулировать нормальный закон распределения (НЗР) плотности вероятности относительной ошибки $f(\delta)$.

Ясно, что закон распределения δ не зависит от времени отсчета t_k . Если расчетная величина $\hat{S}_k$ определена по (1) корректно, то математическое ожидание случайной величины δ_k будет равно нулю или очень близко к нулю. Поэтому случайную величину δ_k будем считать несмещенной.

При этих предположениях, считая, что неблагоприятным событием прогноза величины S , является превышение относительной ошибки δ некоторого порогового значения Z , а благоприятным событием является событие $\delta \leq Z$, можно вычислить коэффициент риска прогноза [9]:

$$K_Z = \left[\int_Z^{\infty} (\delta - Z) f(\delta) d\delta \right] / \int_{-\infty}^Z (\delta - Z) f(\delta) d\delta; \quad (6)$$

$$f(\delta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(\delta - m)^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (7)$$

Здесь $f(\delta)$ – функция Гаусса, аппроксимирующая плотность вероятности СВ δ ; m , σ – математическое ожидание и дисперсия СВ δ .

На рисунке коэффициент риска, определяемый по (6), соответствует отношению площадей под кривой $f(\delta)$ справа и слева от точки Z на оси абсцисс.

Проводя несложные вычисления, получим расчетную формулу для коэффициента риска:

$$K_Z = \frac{\beta_Z + (m - Z)[0,5 - 0,5\Phi(\gamma_Z)]}{\beta_Z + (m - Z)[-0,5 - 0,5\Phi(\gamma_Z)]},$$

$$\beta_Z = \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(Z - m)^2}{2\sigma^2}\right); \quad \gamma_Z = \frac{Z - m}{\sigma}, \quad (8)$$

где $\Phi(\gamma_Z)$ – функция Лапласа.

В практических расчетах величины m и σ заменяются своими выборочными оценками:

$$m \rightarrow \bar{\delta} = (\sum_{k=1}^N \delta_k) / N; \quad \sigma \rightarrow \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\delta_k - \bar{\delta})^2}{N - 1}}. \quad (9)$$

Замечание. На практике может оказаться, что критерий согласия, например Пирсона [11] о НЗР СВ δ , не выполняется для заданной выборки и принятой доверительной вероятности P^* . Тогда отношение площадей в (6) можно оценить по экспериментальной гистограмме, используя инструмент Excel.

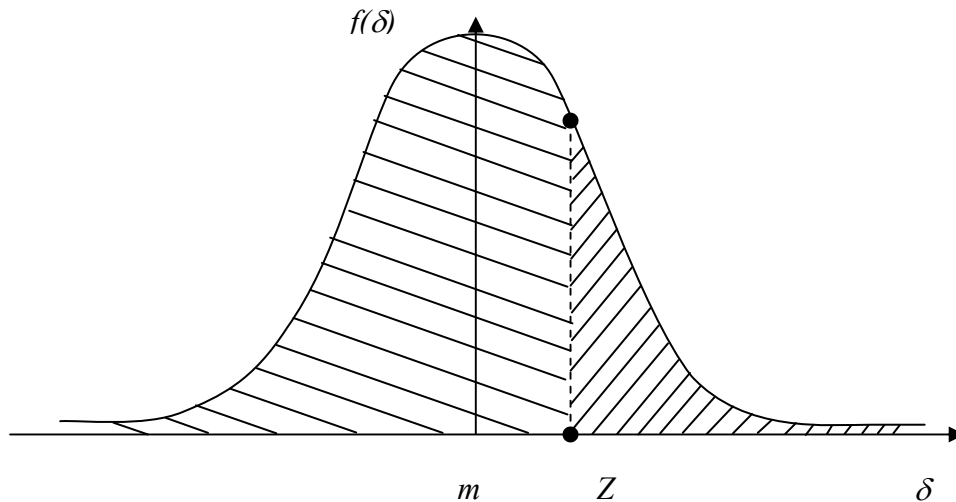


Рис. Закон распределения плотности вероятности
ошибок δ

3. Практические рекомендации по алгоритму вычислений

Методика использования построенной комплексной модели прогноза объема собственных доходов $\hat{S}$ бюджета муниципального образования является замкнутой. Она дает не только точечную оценку прогноза $\hat{S}$, но и оценивает риск уменьшения прогнозного значения ниже заданного порога Z и оценивает доверительный интервал прогноза.

Вычисления проводятся по схеме:

1. Для выбранной спецификации модели $S, x_1, \dots, x_n$ формируется база данных, т.е. совокупность кортежей (4) за выбранный промежуток наблюдения (3-5 лет) с упорядочением номеров наблюдения по времени t_k , $k = \overline{1, N}$.

2. Обучается, тестируется и экзаменуется НСМ (1).

3. В полученную НСМ (1) подставляются прогнозные значения времени $t_{np} \equiv x_{s,np}$ и объясняющих переменных $x_{1,np}, x_{2,np}, x_{3,np}, \dots, x_7$. При этом прогнозные значения $x_{1,np}, x_{2,np}, \dots, x_{6,np}$ и $x_{7,np}$ известны, а для определения $x_{3,np}$, $x_{4,np}$ и $x_{8,np}$ следует провести анализ одномерных временных рядов [3] $x_3(t), x_4(t)$ и $x_8(t)$ средствами Excel. Получаем оценку точечного прогноза $\hat{S}_{np}$.

4. По всем точкам $k = \overline{1, N}$ базы данных с помощью НСМ вычисляем по (5) множество случайных ошибок расчета $\{\delta_k\}$.

5. Постулируем НЗР плотности вероятности ошибок $\{\delta_k\}$ и проверяем критерий согласия Пирсона [3] экспериментального закона распределения НЗР с заданной доверительной вероятностью P^* . Поскольку объем выборки N невелик, то не следует выбирать P^* больше 0,9, т.е. приходится довольствоваться относительно «мягкой» оценкой гипотезы о НЗР.

6. Принимаем решение:

а) Если гипотеза о НЗР принимается, то можно провести достаточно точные аналитические расчеты коэффициента риска K_Z и, соответственно, ширины доверительного интервала $(Z - m)$ по формулам (8) и (9);

б) Если гипотеза о НЗР не принимается, то следует произвести более грубый численный расчет K_Z и $(Z - m)$ по экспериментальной гистограмме средствами встроенных функций Excel.

7. Найденную точечную оценку прогноза $\hat{S}_{np}$, коэффициент риска K_Z и ширину доверительного интервала $(Z - m)$ можно использовать при реализации методики распределения финансовых средств между МО [1] и принятии управленческих решений.

Выводы

1. Разработаны математическая нейросетевая модель прогноза наполнения муниципального бюджета и вероятностная модель оценки риска дефицита

прогнозного значения $\hat{S}_{пр}$, которые являются составной частью методики распределения бюджетных средств [1].

2. Расчеты по разработанным моделям легко автоматизируются в среде нейрорешений Neuro Solutions – 4.32, Matlab и других и встроенных функций Excel.

3. Разработанные модели позволяют повысить качество принимаемых решений по межбюджетным отношениям.

4. Полученные модели с соответствующей доработкой представляют интерес и для регулирования бюджетных отношений более высокого уровня, например регионального.

Библиографический список

1. Методические рекомендации субъектам Российской Федерации и муниципальным образованиям по регулированию межбюджетных отношений // Приказ Министерства финансов РФ № 243 от 27 августа 2004 г. – М., 2004.
2. Бирюков, А.Н. Методика двухуровневого муниципального бюджетирования на основе нейросетевой модели / А.Н. Бирюков, О.И. Глушенко // Вестник Самарского государственного университета. – 2006. – №8(48).
3. Айвазян, С.А. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов / С.А. Айвазян, В.С. Мхкрян. – М.: Юнити, 1998. – 1022 с.
4. Назаров, А.В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем / А.В. Назаров, А.И. Лоскутов. – СПб: Наука и техника, 2003.
5. Хайкин, С. Нейронные сети: Полный курс, 2-е издание / С. Хайкин; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Глушенко, О.И. Алгоритм прогнозирования доходной/расходной части муниципального бюджета на основе нейросетевой математической модели / О.И. Глушенко, А.Н. Бирюков // Роспатент (в печати).
7. Бирюков, А.Н. Концептуальный базис построения нейросетевых моделей муниципального бюджетирования / А.Н. Бирюков, О.И. Глушенко, С.А. Горбатков // журнал «Информационные технологии», 2006. (в печати).
8. Руслана и Джокеры. Новый подход к прогнозу поведения сложных систем и катастрофических явлений // Управление риском: Риск. Устойчивое развитие. Синергетика. – М.: Наука, 2000.
9. Бублик, Н.Д. Управление финансовыми и банковскими рисками: учеб. пособие / Н.Д. Бублик, С.В. Попенов, А.Б. Секерин. – Уфа: Альтернатива РИЦ, 1998.

A.N. Biryukov, O.I. Gluschenko

RISK ASSESSMENT OF THE REDUCTION PREDICTIVE LEVEL OF THE FILLING THE BUDGET OF THE MUNICIPAL FORMATION BELOW GIVEN LEVEL

In the paper a mathematical neuro network model of the forecast of the filling the budget of the municipal formation and probabilistic model risk assessment not filling the budget before given minimum level is constructed. These models «build on» acting methodical recommendations subject to Russian Federation and municipal formation on regulation of the budgetary relations.