УДК 681.3.07

ПРОГНОЗ И АДЕКВАТНЫЙ ОБРАЗ БУДУЩЕГО

В. В. Давнис, В. И. Тинякова

Воронежский государственный университет

ВВЕДЕНИЕ

Роль прогнозирования в современной экономике значительно возросла. Все понимают, что только благодаря упреждающим решениям, основанным на прогнозных расчетах, можно снизить риски ожидаемых результатов экономической деятельности. Это активизирует проведение исследований теоретических аспектов прогнозирования, разработку новых методик и методологических подходов, построение прогнозных сценариев социально-экономического развития регионов и страны в целом. В то же время все чаще и чаще ставится под сомнение целесообразность всей этой работы. Причина одна — низкая точность прогнозов: предсказанные значения, как правило, не совпадают с наступившей реальностью.

Где же выход? Мы полагаем, что его нельзя найти на пути повышения точности методов, используемых для проведения прогнозных расчетов. Возникающая на этом пути проблема носит принципиальный характер. Чтобы ее преодолеть, нужно признать наш мир детерминированным, а следовательно, можно, установив один раз существующие закономерности, на много лет вперед «рассчитать» будущее. Предположение явно абсурдное. Более того, в нелинейной динамике утверждается, что даже детерминированные процессы могут порождать хаос [1, 2].

Если вспомнить определение прогноза как вероятностного суждения о состоянии какого-либо объекта в будущем, то становится понятным, что вероятностное суждение, основанное на единственном варианте или двух-трех вариантах (оптимистическом, пессимистическом и наиболее вероятном), не может дать полного представления о будущем. В этом несоответствии, на наш взгляд, и состоит главная причина критических взглядов на прогнозирование как метод познания, применяемый в практике обоснования управленческих решений. В рамках предлагаемого ниже подхода делается попытка найти приемлемое решение обсуждаемой здесь проблемы и разработать методику, ориентированную на получение адекватного образа будущего.

1. ЭКСТРАПОЛЯЦИОННАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ МОДЕЛИ ОБРАЗА БУДУЩЕГО

Под адекватным образом будущего будем понимать многовариантное описание, накрывающее все многообразие будущего таким конечным набором траекторий, вероятностное распределение которых имеет высокий уровень правдоподобия.

Построение модели, реализующей ключевую идею данного определения, осуществляется последовательно в несколько этапов, причем каждый последующий этап находится в логической взаимосвязи с предыдущим. Необходимость многоэтапного построения диктуется тем, что схема расчетов предусматривает одновременную концентрацию в прогнозных оценках экстраполяционной и экспертно-аналитической информации. Поэтому каждый этап предусматривает получение прогнозных оценок соответствующего типа.

Чтобы предлагаемая схема расчетов обладала возможностью практической реализации, необходимо при построении модели ориентироваться только на те данные, которые доступны лицу, принимающему решение, а саму модель наделить свойством многовариантности.

Начнем обсуждение вопросов построения модели с ее экстраполяционной составляющей, расщепление которой порождает многовариантный образ будущего. Если учесть требования, которым должны удовлетворять необходимые для ее построения данные, а также предикторную точность, и то обстоятельство, что целью является получение прогнозных оценок, а не объяснение механизма формирования показателей, то выбор не столь уж и богат. В основном это трендовые и авторегрессионные модели. Выбирая из этих двух, без сомнения, следует предпочесть авторегрессионные модели, так как отражение динамики в виде зависимости текущих от предыдущих значений, как правило, обеспечивает более высокий уровень адекватности, чем представление той же самой динамики в виде элементарной функции от времени. Их построение требует установления порядка интеграции и порядка авторегрессии.

Как известно, порядок интеграции принято устанавливать с помощью теста Дики—Фуллера. Однако методика, излагаемая ниже, предусматривает идентификацию эффектов, нарушающих стационарность, и поэтому вопрос о порядке интеграции при построении модели не имеет смысла рассматривать.

Порядок авторегрессионной модели обычно определяется по частным коэффициентам автокорреляции. Мы будем следовать этому правилу, но в принципе можно и не соблюдать его, поскольку построение модели, ориентированной на многовариантные расчеты, предусматривает деление объясняющих (запаздывающих и независимых) переменных на основные и дополнительные. Основные в обязательном порядке включаются в модель вне зависимости от их значимости, а дополнительные только по результатам тестирования.

В окончательном виде (после определения порядка авторегрессии) экстраполяционная составляющая может быть записана следующим образом:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + a_m y_{t-m} + \varepsilon_t. \quad (1)$$

Заметим, что, используя в качестве экстраполяционной составляющей модель только одного типа, мы упрощаем ситуацию, так как в общем случае может возникнуть необходимость в применении комбинированной модели.

Следующий шаг предусматривает включение в модель механизма, реализующего расщепление траектории на варианты ожидаемого будущего. Для этого необходимо, во-первых, дать формальное описание такого механизма, а во-вторых, определить, каким образом он идентифицируется по данным ретроспективного периода. Сложность решения сформулированной проблемы заключается прежде всего в том, что прошлое, по данным которого нужно будет осуществлять идентификацию многовариантной модели, одновариантно, в отличие от будущего. По сути, требуется построить модель, которая в режиме прогнозных расчетов генерирует множество вариантов, а в режиме постпрогнозных расчетов — в каждый момент времени только единственный вариант.

Это различие одновременно является и ключом к пониманию того, что многовариантный ретроспективный образ распределен во времени, в то время как многовариантный образ будущего относится к одному и тому же моменту времени. Другими словами, механизм расщепления должен быть устроен таким образом, чтобы обеспечивал многовариантную аппроксимацию всех вариантов, распределенных по ретроспективному периоду, и многовариантную экстраполяцию для каждого момента упреждающего периода.

Теоретически можно предложить несколько способов, позволяющих получить формальное описание подобного механизма. Рассмотрим только два, реализация которых осуществляется с помощью эконометрических методов.

Первый предполагает введение специальной случайной величины u_i, которая принимает фиксированные значения, соответствующие эффекту, отличающему i-й вариант от других. С учетом дополнительной случайной величины модель (1) записывается в следующем виде:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + a_m y_{t-m} + u_i + \varepsilon_{it}. \quad (2)$$

Таким образом, модель содержит две случайные величины, которые для беспрепятственного оценивания ее параметров должны удовлетворять следующим условиям:

$$\begin{gathered} M[\varepsilon_{it}] = M[u_i] = 0, \\ M[\varepsilon_{it}^2] = \sigma_\varepsilon^2, \\ M[u_i^2] = \sigma_u^2 \text{ для всех } it \text{ и } j, \\ M[\varepsilon_{it} u_j] = 0, \text{ если } t \neq s \text{ или } i \neq j, \\ M[\varepsilon_{it}\varepsilon_{js}] = 0, \text{ если } i \neq j. \\ M[u_i u_j] = 0, \text{ если } i \neq j. \end{gathered} \tag{3}$$

По сути, это модель, для оценивания параметров которой необходимы данные, имеющие панельную структуру. Естественно, на момент построения модели отсутствуют гипотезы относительно структуры данных. Более того, возможность выдвижения той или иной гипотезы предстоит выяснить в самом процессе построения модели. В соответствии с этой идеей выяснения реальности неучтенных эффектов возникает необходимость в одновременной их идентификации и построении модели, что является труднореализуемой задачей.

2. МУЛЬТИТРЕНДОВАЯ МОДЕЛЬ С PRETEST-ОЦЕНКАМИ

Идентификацию эффектов, характеризующих отличительные особенности имевших место вариантов развития моделируемого процесса, удобней проводить, если перейти от рассмотрения модели с дополнительной случайной составляющей к модели с фиксированными эффектами. Построение модели с фиксированными эффектами выглядит намного проще, чем построение модели со случайными эффектами. Она основана на идеях pretest-оценивания и предполагает реализацию следующих действий.

1. Задается уровень точности многовариантной аппроксимации, например, в виде максимально допустимого уровня относительной ошибки.

2. Оцениваются коэффициенты авторегрессионного уравнения и рассчитываются значения моделируемого показателя

$$y_t = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y_{t-1} + \hat{a}_2 y_{t-2} + \cdots + \hat{a}_m y_{t-m}, \quad t = m+1, \ldots, T. \tag{4}$$

Если построенная модель устраивает по точности, то следует один из двух выводов: либо гипотеза о наличии случайных эффектов не подтвердилась, либо задан слишком низкий уровень точности. В противном случае вычисляются отклонения расчетных значений от фактических

$$y_t - \hat{y}_t, \; t = m+1, \ldots, T,$$

которые позволяют выборочное множество наблюдений разделить на две части, соответствующие различным вариантам по следующему правилу:

$$\begin{cases} y_t - \hat{y}_t \le 0, \; t \in I_0, \\ y_t - \hat{y}_t > 0, \; t \in I_1. \end{cases} \tag{5}$$

3. На основе полученного деления формируется вектор $\mathbf{i}_1$ (фиктивная переменная) из нулей и единиц таким образом, что на местах с номерами $t \in I_0$ будут стоять нули, а с номерами $t \in I_1$ — единицы. Введение новой переменной приводит к модели вида

$$\begin{gathered} y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + \\ + a_m y_{t-m} + d_1 i_{t1} + \varepsilon_t, \\ t = m+1, \ldots, T, \end{gathered} \tag{6}$$

в которой d_1 — коэффициент при фиктивной переменной; i_{t1} — значение фиктивной переменной в момент t.

4. Оцененное уравнение

$$\hat{y}_t = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y_{t-1} + \hat{a}_2 y_{t-2} + \cdots + \hat{a}_m y_{t-m} + \hat{d}_1 i_{t1}, \quad t = m+1, \ldots, T, \tag{7}$$

позволяет проверить достигнутый уровень точности путем сравнения максимальной относительной ошибки с требуемым уровнем точности. Если требуемый уровень не достигнут, то после получения расчетных значений $\hat{y}_t$ вновь осуществляется деление каждого из подмножеств I_0 и I_1 на две части по следующему правилу:

$$\begin{cases} \text{Если } y_t - \hat{y}_t \le 0, \; t \in I_0, \text{ то } t \in I_{00}; \\ \text{Если } y_t - \hat{y}_t > 0, \; t \in I_0, \text{ то } t \in I_{01}; \\ \text{Если } y_t - \hat{y}_t \le 0, \; t \in I_1, \text{ то } t \in I_{10}; \\ \text{Если } y_t - \hat{y}_t > 0, \; t \in I_1, \text{ то } t \in I_{11}. \end{cases} \tag{8}$$

Полученная классификация позволяет ввести вторую фиктивную переменную $\mathbf{i}_2$, следуя правилу

$$\begin{cases} \text{Если } t \in I_{00}, \text{ то } y_{t2} = 0; \\ \text{Если } t \in I_{01}, \text{ то } y_{t2} = 1; \\ \text{Если } t \in I_{10}, \text{ то } y_{t2} = 0; \\ \text{Если } t \in I_{11}, \text{ то } y_{t2} = 1. \end{cases} \tag{9}$$

Модель с двумя фиктивными переменными

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + a_m y_{t-m} + \\ + d_1 i_{t1} + d_2 i_{t2} + \varepsilon_t \quad (10)$$

обеспечивает получение четырех траекторий, различие между которыми определяется идентифицируемыми эффектами.

5. Коэффициенты модели оцениваются с помощью обычного метода наименьших квадратов, и полученное уравнение

$$\hat{y}_t = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y_{t-1} + \hat{a}_2 y_{t-2} + \cdots + \\ + \hat{a}_m y_{t-m} + \hat{d}_1 i_{t1} + \hat{d}_2 i_{t2} \quad (11) \\ t = m+1, \ldots, T$$

используется для проверки, достигнут ли заданный уровень точности или нет.

При достижении требуемого уровня точности оценки коэффициентов $\hat{d}_k$ $(k = \overline{1,m})$ проверяются на статистическую значимость по t-критерию. Естественно, требуемый при построении мультитрендовой модели уровень значимости должен быть гораздо выше общепринятого 0,95 (по нашему мнению, при формировании адекватного образа будущего нужно ориентироваться на уровень не ниже 0,995).

Незначимые фиктивные переменные исключаются из модели, и ее окончательный вариант оценивается только со статистически значимыми переменными. Полученную модель будем называть мультитрендовой. Иначе говоря, мультитрендовая модель — это модель, обеспечивающая адекватное описание процессов с множеством траекторий развития экономического объекта. Вычисленные оценки параметров тренда $\hat{a}_0, \hat{a}_1, \ldots, \hat{a}_m$ с помощью вышеописанной процедуры принято называть pretest-оценками. К сожалению, они обладают худшими статистическими свойствами по сравнению с оценками МНК, одно из которых равномерная неэффективность [4]. Однако на практике построить мультитрендовую модель без предварительного тестирования почти невозможно.

Построение подобной модели — лишь частичное решение проблемы формирования адекватного образа будущего. Для полного решения, помня о вероятностном описании будущего, необходимо дополнить результаты мультитрендового моделирования вероятностными оценками правдоподобности прогнозных траекторий. С этой целью перейдем к рассмотрению регрессионной модели множественного выбора.

3. МУЛЬТИНОМИАЛЬНАЯ ЛОГИТ-МОДЕЛЬ МНОЖЕСТВЕННОГО ВЫБОРА

Всем вариантам траекторий мультитрендовой модели присвоим произвольные номера 0, 1, 2, ... , J. Будем предполагать, что вероятность возможной реализации того или иного варианта в будущем описывается мультиномиальной логит-моделью

$$\mathrm{P}(y_i = j) = \frac{e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}{\sum_{j=0}^{J} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}, \; j = 0, 1, 2, \ldots, J. \quad (12)$$

В общем случае вектор независимых переменных $\mathbf{x}_i = [\mathbf{z}_i, \mathbf{w}_i]$ может быть составлен из двух подвекторов, каждый из которых имеет собственную смысловую нагрузку. Компоненты вектора $\mathbf{z}_i$ принято называть атрибутами и понимать их как показатели или экспертные оценки, по которым различаются альтернативные варианты. В свою очередь, компоненты вектора $\mathbf{w}_i$ называют характеристиками, понимая под ними описание индивидуальных черт тех лиц, которые осуществляли оценку вариантов. Это деление не играет никакой роли при построении модели, но может использоваться при интерпретации результатов моделирования.

Оценка параметров модели (12) не дает однозначного результата, так вместе с вычисленными коэффициентами $\hat{\mathbf{b}}$ идентичные вероятности позволяет получить вектор $\hat{\mathbf{b}} + \mathbf{d}$. Избежать этой неоднозначности позволяет операция нормализации, смысл которой в том, чтобы для одного из вариантов, например $y_i = J$, положить $\mathbf{b}_J = \mathbf{0}$. Тогда оценивается не $J+1$ функция, а J функций одного вида

$$\mathrm{P}(y_i = j) = \frac{e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}{1 + \sum_{j=0}^{J-1} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}, \; j = 1, 2, \ldots, J, \quad (13)$$

после чего определяется еще одна функция через значения этих J функций путем вычитания их суммы из единицы:

$$\mathrm{P}(y_i = J) = \frac{1}{1 + \sum_{j=0}^{J-1} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}. \qquad (14)$$

Это одна из особенностей построения мультиномиальной логит-модели. В соответствии с этой особенностью компьютерные пакеты рассчитывают только коэффициенты первых J зависимостей $\mathbf{b}_0, \mathbf{b}_1, \ldots, \mathbf{b}_{J-1}$, по которым вычисляются в соответствии с (13) первые J вероятностей $P(y_i = 0), P(y_i = 1), \ldots$ $P(y_i = J - 1)$. Вероятность выбора последнего варианта $\mathrm{P}(y_i = J)$ компьютером не рассчитывается, а определяется отдельно с помощью (14).

Оценивание коэффициентов модели осуществляется путем численного решения уравнений правдоподобия. Для записи самого уравнения правдоподобия, а точнее — его логарифмической формы, удобно ввести переменную c_{ij}, которая принимает значение 1, если в i-м наблюдении (i-м индивидом) был выбран j-й альтернативный вариант среди $(J+1)$-го, и 0 в противном случае. Тогда для каждого i только одно из c_{ij} будет равно 1.

Используя введенную переменную c_{ij}, запишем функцию логарифмического правдоподобия

$$\ln L = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=0}^{J} c_{ij} \ln \left(\frac{e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}{\sum_{k=0}^{J} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_k}} \right). \qquad (15)$$

Дифференцируя это выражение по $\mathbf{b}_j$, получим систему уравнений максимального правдоподобия

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \mathbf{b}_j} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=0}^{J} c_{ij} \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}_j} \ln \left(\frac{e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}{\sum_{k=0}^{J} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_k}} \right) = \qquad (16)$$
$$= \sum_i [d_{ij} - \mathrm{P}_{\mathrm{ij}}]\mathbf{x}'_i = \mathbf{0}, \; j = 0,\ 1,\ 2,\ \ldots\ J-1.$$

Заметим, что в j-м блоке уравнений суммирование идет по всем i, причем если в i-м случае был выбран j-й вариант, т.е. $y_i = j$, то в квадратных скобках имеем $[1 - \mathrm{P}_{\mathrm{ij}}]$, в противном случае $[-\mathrm{P}_{\mathrm{ij}}]$.

Решение этой системы с учетом того, что $\mathbf{b}_J = \mathbf{0}$, осуществляется численно с помощью метода Ньютона—Рафсона. Для реализации этого метода требуется матрица частных производных второго порядка. Кроме того, с помощью этой матрицы определяются характеристики надежности самой модели.

Практически не существует строгих ограничений на количество оцениваемых альтернатив, однако, с одной стороны, следует помнить, что каждая новая альтернатива требует дополнительного введения в модель $m+1$ параметра, а с другой — количество вариантов для адекватного описания будущего определяется уровнем достоверности, о котором говорилось выше. Безусловно, основным ориентиром по-прежнему остается получение адекватного описания будущего, а для этого исследователь должен обладать достаточным объемом необходимого набора данных.

Коэффициенты модели трудноинтерпретируемы. Нелинейный характер не позволяет непосредственно через коэффициенты проследить связь между уровнем вероятности и атрибутами (факторами). Поэтому естественно для этих целей использовать предельный анализ. Дифференцируя по l-му атрибуту в i-й точке j-ю вероятность получаем предельный эффект в виде

$$\delta_{ij} = \frac{\partial\, \mathrm{P}_{\mathrm{ij}}}{\partial x_l} = \frac{\partial}{\partial x_l} \left[\frac{e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_j}}{\sum_{k=0}^{J} e^{\mathbf{x}_i \mathbf{b}_k}} \right] = \mathrm{P}_{ij}[b_{lj} - \bar{b}_{il}]. \qquad (17)$$

При расчетах по этой формуле нужно помнить, что вектор $\mathbf{b}_0$ в соответствии с принятым соглашением нулевой, и поэтому первое слагаемое при определении математического ожидания $\bar{b}_{il}$ коэффициента равно нулю.

В силу того что прогноз по мультитрендовой модели будет представлять многообразие вариантов и вполне актуальной задачей является выбор наиболее предпочтительных из них, результаты предельного анализа могут оказаться при этом весьма полезными. Действительно, предельный эффект является функцией, с помощью которой можно ранжировать атрибуты по степени их чувствительности к выбору конкретного варианта. Кроме того, для каждого атрибута с помощью предельного эффекта можно определить тот вариант, на выбор которого изменение данного атрибута влияет сильнее всего.

4. АППРОКСИМАЦИЯ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ РИСК-ОЖИДАЕМЫМИ СИТУАЦИЯМИ

Рассматриваемая мультитрендовая модель имеет две особенности. Во-первых, она обеспечивает высокую точность аппроксимации данных ретроспективного периода, а во-вторых, с ее помощью можно проводить многовариантные прогнозные расчеты. Многовариантность открывает возможность для всестороннего анализа ожидаемых ситуаций, которые могут иметь место в обозримом будущем. Это важное и нужное свойство. Оно создает ситуацию альтернативного выбора, обостряя чувство риска у лиц, принимающих решение на основе прогнозной информации. По сути, об этой многовариантности можно говорить как о достаточно точной аппроксимации неопределенности риск-ожидаемыми ситуациями, понимая под этим тот факт, что наступившая реальность окажется почти идентичной одному из предсказанных вариантов. Именно эта идентичность позволяет нам говорить о существовании самой возможности прогнозирования адекватного образа будущего.

Естественно, для данного подхода важным моментом является достаточно точная оценка возможной реальности каждого из прогнозных вариантов. Для этой цели по замыслу мультитренд дополняется вероятностными оценками, позволяющими проводить альтернативное сравнение прогнозных вариантов. Для получения вероятностных оценок удобно использовать, как уже отмечалось, модель множественного выбора.

Таким образом, в схеме прогнозных расчетов применяется две модели: мультитрендовая и множественного выбора. Первая обеспечивает оценку будущего в виде альтернативных прогнозных траекторий, а вторая — оценивает вероятность реальности каждого из этих вариантов. Комбинированная модель, обеспечивающая адекватное формирование образа будущего, формально может быть записана следующим образом:

$$\mathrm{P}(y_{t+1} = \hat{y}^k_{t+1}) = \mathrm{P}^k_{t+1}, \tag{18}$$

$$\hat{y}^k_{t+1} = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y_t + \hat{a}_2 y_{t-1} + \cdots + \hat{a}_m y_{t-m+1} + f^k \hat{\mathrm{d}}, \tag{19}$$

$$\mathrm{P}^k_{t+1} = \frac{\exp(\mathbf{x}_{t+1}\hat{\mathbf{b}}^k)}{1 + \sum_{k=0}^{K} \exp(\mathbf{x}_{t+1}\hat{\mathbf{b}}^k)}, \tag{20}$$

где $\hat{y}^k_{t+1}$ — k-й вариант прогнозной оценки; y_t — запаздывающие значения зависимой переменной; $\hat{a}_j$ — оценка j-го коэффициента регрессии; P^k — вероятность реальности k-го варианта прогнозной оценки; $\mathbf{f}^k$ — вектор значений, которые в k-м варианте приняли фиктивные переменные (например, при $K = 3$ имеем набор из четырех векторов $\mathbf{f}^0 = (0,\ 0)$, $\mathbf{f}^1 = (0,\ 1)$, $\mathbf{f}^2 = (1,\ 0)$, $\mathbf{f}^3 = (1,\ 1)$; $\hat{\mathbf{d}}$ — вектор коэффициентов при фиктивных переменных; $\hat{\mathbf{b}}^k$ — оценка вектора параметров логит-модели множественного выбора k-го варианта; $\mathbf{x}_{t+1}$ — вектор значений, описывающий условия, ожидаемые в упреждающем периоде.

5. ВЕРИФИКАЦИЯ ПРОГНОЗНОЙ МОДЕЛИ

Рассмотрим прикладные возможности комбинированной модели на примере многовариантных прогнозных расчетов ожидаемой прибыли ОАО «Воронежстальмост», которые проводились по заданию одного из коммерческих банков с целью их использования при обосновании кредитной надежности данного акционерного общества, обратившегося к ним с просьбой о предоставлении кредита. Динамика прибыли компании приведена в табл. 1.

Все результаты расчетов сведены в табл. 2. В ней содержится информация о мультитрендовой модели, а также о модели множественного выбора, являющейся, по сути,

Таблица 1

Динамика прибыли ОАО «Воронежстальмост», тыс. руб.

Год	Прибыль	Год	Прибыль
1996	13146	2001	115343
1997	16828	2002	109730
1998	40325	2003	141050
1999	73454	2004	126618
2000	80206		

Таблица 2

Результаты расчетов

Фиктивные переменные		Мультитрендовая модель		Экспертная оценка		Мультиномиальная логит-модель	
f_1	f_2	Коэффициенты	Стандартные ошибки	Номер варианта	Баллы	Коэффициенты	Стандартные ошибки
0	1	$\hat{b}_0 = -2735,06$	5141,52	1	15	$\hat{b}_{00} = 9,67$	2,14
1	0	$\hat{d}_1 = 31924,81$	3885,31	2	35	$\hat{b}_{10} = -0,27$	0,06
1	0	$\hat{d}_2 = 9595,63$	3760,31	2	75	$\hat{b}_{01} = 7,76$	2,04
0	1	$\hat{b}_1 = 0,95$	0,04	1	40	$\hat{b}_{11} = -0,17$	0,05
1	1			3	50	$\hat{b}_{02} = 2,19$	1,08
0	0			0	5	$\hat{b}_{12} = -0,03$	0,02
1	1			3	90		
0	0			0	25		

Экспертная оценка в баллах	Варианты прогноза, тыс. руб.	Вероятности	Средневзвешенный вариант, тыс. руб.	Уровень энтропии, бит
60	117288,69	0,001	153167,19	1,14
	126884,32	0,022		
	149213,51	0,510		
	158809,13	0,467		

вероятностным распределением реальности каждого из вариантов мультитрендовой модели. В совокупности результаты подобного моделирования можно интерпретировать как аппроксимацию неопределенности с помощью риск-ожидаемых ситуаций.

Экспертное оценивание проводилось на основе предположения, что каждый из вариантов есть результат определенной экономической ситуации, которую не всегда удается описать количественными показателями, и поэтому имеет смысл использовать качественные оценки. С этой целью по ретроспективной информации в помощь экспертам была сформирована табл. 3. В ней представлена нумерация вариантов и определены интервалы для балльной оценки условий, в которых может сформироваться соответствующий вариант.

Таблица 3

Шкала балльных оценок

Ситуация	Номер варианта	Баллы
Очень плохая	0	5—25
Плохая	1	15—40
Хорошая	2	35—75
Очень хорошая	3	50—90

Многовариантный прогноз, с одной стороны, действительно является более полным, более адекватным описанием будущего, но с другой — многовариантность требует дополнительных усилий по обоснованию выбора. Это усложняет процедуру принятия решения и требует уточняющих расчетов.

Рациональный выбор можно строить, руководствуясь следующими соображениями. Среди прогнозных вариантов явным предпочтением пользуется тот, вероятность реальности которого выше. Таким вариантом является третий сверху (см. табл. 2). Кроме наиболее вероятного, можно ориентироваться на математическое ожидание величины прибыли

$$\mathrm{M}(\hat{y}_{t+1}) = 153167{,}19.$$

Наконец, очень важной характеристикой является оценка информационной ситуации, в которой принимается решение. В качестве этой оценки удобно использовать величину энтропии

$$\mathrm{H} = -\sum p_i \log_2 p_i = 1{,}144.$$

Эта величина служит дополнительным критерием при сравнении двух решений. При всех прочих равных условиях более надежным считается то решение, которое принято в условиях с меньшей энтропией.

В рассматриваемом примере уровень неопределенности ситуации, в которой осуществлялся выбор варианта, можно считать средним, так как максимальное значение H при выборе из четырех вариантов равно 2. Фактически ситуация выбора по своей неопределенности близка к ситуации выбора из двух вариантов, когда максимальное значение H равно 1. Реальность действительно такова, что при выборе варианта нулевой и первый не конкурируют со вторым и третьим.

Используя формулу (17), проведем предельный анализ. Сначала вычислим взвешенное среднее значение коэффициента регрессии

$$\bar{b}_1 = -0,2708 \times 0,001 - 0,1800 \times 0,023 - \\ -0,0351 \times 0,510 + 0 \times 0,467 = -0,0223,$$

а затем рассчитаем предельные эффекты по каждому из вариантов

$$\frac{\partial \mathrm{P}_{t+10}}{\partial x} = -0,00025, \quad \frac{\partial \mathrm{P}_{t+11}}{\partial x} = -0,00363,$$
$$\frac{\partial \mathrm{P}_{t+12}}{\partial x} = -0,00652, \quad \frac{\partial \mathrm{P}_{t+10}}{\partial x} = 0,010414.$$

Результаты предельного анализа показывают, что если ситуация, для которой был сделан прогноз, будет улучшаться и, следовательно, оцениваться большим количеством баллов, то это соответственно приведет к возрастанию вероятности последнего варианта. При этом, что тоже немаловажно, энтропия ситуации, в которой будет осуществляться выбор, снизится до величины $\mathrm{H} = 1,126$.

Подобного рода анализ в основном ориентирован на повышение надежности принимаемых решений, так как, по сути, позволяет получить упреждающие оценки ожидаемых изменений и учесть их в принимаемом решении.

ВЫВОДЫ

Изложенная в статье идея о возможности аппроксимации неопределенности риск-ожидаемыми ситуациями, безусловно, носит дискуссионный характер. Однако, несмотря на это, она подсказывает логику новаторского решения прогнозных задач. Предложенный нами один из вариантов такого решения основан на совместном использовании мультитрендовой модели и мультиномиальной логит-модели. Полученная в результате комбинированная модель позволяет описать будущее с помощью вероятностного распределения траекторий мультитрендовой модели и идентифицировать те траектории, которые являются наиболее правдоподобными вариантами развития прогнозируемого процесса.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Кричевский М. Л.* Интеллектуальные методы в менеджменте / М. Л. Кричевский. — СПб.: Питер, 2005. — 304 с.

2. *Петерс Э.* Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / Э. Петерс. — М.: Мир, 2000. — 333 с.

3. *Green W. H.* Econometric Analysis, 4th ed. / W. H. Green. — New York: Macmillian Publishing Company, 2000. — 1004 p.

4. *Magnus J.* R. Estimation of the mean of a univariate normal distribution with known variance / J. R. Magnus // The Econometrics Journal. — Vol. 5. — P. 225—236.