УДК 330.43

ИНТЕГРИРОВАННЫЙ ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ РЕГИОНОВ

Чекмарев Артем Витальевич, асп.

Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1, Воронеж, Россия, 394018; e-mail: art6211@yandex.ru

Цель: разработка методики многомерного прогнозирования экономических процессов с помощью матричной модели, построение которой основано на совместном использовании регрессионных моделей и аппарата главных компонент. *Обсуждение*: аппарат прогнозирования региональных процессов постоянно требует своего совершенствования. Их многомерность и сложность взаимодействия практически исключают возможность применения традиционных методов и моделей. В разрабатываемой методике предлагается двухуровневая система расчета сбалансированных прогнозных оценок, позволяющая учитывать как общую системную сбалансированность, так и внутри блочную. Достигается этот эффект за счет использования главных компонент второго уровня, под которыми понимаются главные компоненты, построенные на расчетных значениях обычных главных компонент. В соответствии с этим двухуровневым подходом предусмотрено построение матричных моделей, которые на каждом уровне обеспечивают получение многомерных прогнозных оценок. *Результаты*: предложена методика формирования многомерного прогнозного образа из системно сбалансированных прогнозных оценок.

Ключевые слова: главные компоненты, главные компоненты 2-го уровня, матричная модель, регрессионная модель, системно сбалансированный прогноз.

DOI:

Введение

Региональные прогнозы, являясь по сути инструментом обоснования принимаемых решений, вызывают повышенный интерес к собственной обоснованности и надежности. В то же время современное представление о том, что будущее не может быть одно вариантным, формирует специфическое отношение к обоснованности и надежности. Вместе с возможной альтернативностью прогнозных вариантов появилась необходимость определять степень их обоснованности и использовать вероятностную оценку надежности. Естественно. свое дальнейшее развитие получили и методы прогнозирования. Особое место в этом процессе отведено методам разработки прогнозов социально-экономического развития регионов и муниципальных образований.

Пожалуй, основной проблемой разработки региональных прогнозов является чрезмерно большое количество показателей, описывающих социально-экономическое состояние регионов. Учесть в прогнозных моделях их взаимодействие из-за отсутствия соответствующего математического аппарата практически невозможно. Следует отметить, что в эконометрике известны структурные модели и рекурсивные системы оценивания, в которых предусмотрено отражение взаимосвязи моделируемых показателей, но для практического применения при разработке региональных прогнозов они абсолютно не пригодны. И все же, несмотря на эти проблемы, варианты прогнозных расчетов продолжают осуществляться в экспериментальном ключе, предусматривающим использование новых методов и новых идей. В результате аппарат прогнозирования пополняется новыми методиками, обеспечивающими решение актуальных задач обоснования принимаемых решений.

В качестве примера иллюстрирующего развитие аппарата прогнозирования приведем один из недавно полученных результатов. Известно, что отсутствие систематической плановой деятельности не исключает желаний, предусматривающих достижение определённых целей в социально-экономическом развитии регионов. Обоснование экономической деятельности по достижению этих целей требует разработки прогнозных вариантов, обеспечивающих реализацию соответствующих целевых установок. Для решения этой задачи был разработан метод адаптивно-таргетированного прогнозирования, позволяющий сформировать множество возможных траекторий, ориентируясь на которые можно достичь поставленной цели.

Результаты исследований, изложенные в этой статье, по преимуществу ориентированы на развитие аппарата регионального прогнозирования. Главное внимание уделяется обоснованию метода, в котором реализуется двухуровневая система применения главных компонент, с помощью которых обеспечивается получение сбалансированных темпов роста в основных направлениях социально-экономического развитии региона. Эта сбалансированность должна учитываться при формировании прогнозного образа региона.

Системная сбалансированность прогнозных решений

Известно, что между данными и методом, с помощью которого на основе этих данных строится модель, существует взаимосвязь. В нашем конкретном случае основная логика взаимодействия составляющих прогнозной модели, как нетрудно понять, определяется структурой данных, описывающих социально-экономическое состояние региона. Специфика этого описания в том, что все данные сгруппированы в отдельные блоки, показатели которых дают развернутое описание соответствующего направления хозяйственной деятельности региона. Например, есть блок «демография», показатели которого дают полное представление о демографической ситуации в регионе, есть блок «занятость», показатели которого не имеют прямой взаимосвязи с показателями блока «демография», но структурная взаимосвязь между блоками явно существует. Этот пример мы привели для того, чтобы показать, что разрабатываемый метод должен обеспечивать построение такой модели, в которой отражены внутри блочные и межблочные связи.

Внутри блочные связи понятны. Их можно измерять с помощью коэффициента корреляции, можно, используя регрессионный анализ, устанавливать взаимосвязи. Также для каждого отдельно взятого показателя формально можно построить трендовую или авторегрессионную модель и осуществить его экстраполяцию. Полученное таким образом экстраполяционное значение по сути является одним из возможных вариантов прогноза, но, по нашему убеждению, не прогнозом в окончательном варианте.

Данная точка зрения основана на предположении, в соответствии с которым упреждающие значения наблюдаемых процессов формируются в результате их взаимодействия. И если это взаимодействие не отражено в расчете упреждающего значения, то такое упреждающее значение нельзя принимать за наиболее вероятное прогнозное значение. Вопрос об отражении взаимодействия в расчетных значениях ожидаемого прогнозного образа в полном объеме пока не решен, но модели, в которых просматривается попытка решения этой проблемы появляются. В частности, необходимым для этого набором свойств обладает матричная модель [5], в которой предусматривается специального вида мультипликатор, обеспечивающий получение системно сбалансированных прогнозных векторных значений.

Под системно сбалансированными прогнозными значениями понимаются такие упреждающие оценки показателей, которые были получены с учетом взаимодействия процессов, описываемых этими показателями вне зависимости от характера их динамики. Идея построения матричной модели достаточно проста и легко реализуема на практике. Но варианты конкретных реализаций достаточно разнообразны. Более подробно один из вариантов будет рассмотрен ниже.

Если вопрос получения прогнозных оценок, обладающих блочной сбалансированностью, можно решить с помощью матричной модели, то вопрос о получении прогнозных оценок, обладающих межблочный сбалансированностью, требует специального обсуждения. Прежде всего необходимо понять какими свойствами должна обладать модель, в которой отражены динамические характеристики блока, состоящего из множества взаимодействующих процессов. Естественным является желание иметь модель, обладающую свойствами аналогичными тем, которыми обладают модели отдельных процессов блока. Например, если для моделирования отдельных процессов используются статистические модели, то и для моделирования всей совокупности процессов блока нужно использовать статистическую модель. Такой моделью, по нашему мнению, является главная компонента.

Главную компоненту, отвечающую максимальному собственному значению, можно интерпретировать как ортогональную регрессию, что позволяет говорить о высокой степени похожести локальных представлений отдельных процессов с интегральным представлением в виде главной компоненты всей совокупности моделируемых процессов.

И всё же нужно отметить, что несмотря на высокую согласованность модельных представлений на качественном уровне, количественные оценки зачастую демонстрируют явную неоднородность. Это связано с большим разнообразием масштабов, в которых принято измерять локальные процессы. Снижение неоднородности количественных оценок достигается при переходе от исходного масштаба, в котором измерены локальные процессы к стандартизованному масштабу, т. е. такому представлению, в котором все средние значения равны нулю, а дисперсии становятся единичными. Практически это означает что для получения главных компонент используется не ковариационные матрицы, а корреляционные. При использовании корреляционных матриц влияние масштаба на коэффициенты нивелируется и повышается объективность анализа, проводимого на основе главной компоненты.

Кроме того, главная компонента может использоваться в качестве фактора при построении регрессионных моделей отдельных показателей блока. Вопрос о правомерности такого подхода можно объяснить наличием примеров, в которых усредненная величина используется в качестве фактора регрессионной модели. Таким примером можно считать широко известную одноиндексную модель Шарпа [6].

С помощью главных компонент так же решается вопрос, который возник в данном исследовании и который касается рассматриваемой проблемы сбалансированности прогнозных оценок, но не локальных процессов, а целых направлений социально-экономического развития региона. Возможность решения вновь возникшей задачи с помощью главных компонент позволяет сделать вывод о высокой эффективности этого аппарата при решении практических задач.

Ниже приводится алгоритмическое описание всех расчетов, в которых главные компоненты для получения системно сбалансированных прогнозных решений.

Моделирование многомерных прогнозных решений

Формализованное описание методики формирования сбалансированного по темпам роста прогнозного образа, характеризующего социально экономическое развитие региона, начнем с обсуждения процедуры построения главных компонент. Теоретические основы по главным компонентам хорошо изложены в [11, 12]. Мы приведем краткое изложение, которое необходимо для того, чтобы понять их роль в общей схеме получения сбалансированных прогнозных оценок.

Известно, что под главными компонентами понимают линейные комбинации

$$y_{kt}^{(i)} = \beta_{k1}^{(i)} x_{1t}^{(k)} + \beta_{k2}^{(i)} x_{2t}^{(k)} + \cdots + \beta_{km}^{(i)} x_{mt}^{(k)},\ i=\overline{1,m}, \tag{1}$$

статистически наблюдаемых величин $x_{1t}^{(k)}$. С помощью выражения (1) определяется значение *i*-й компоненты *k*-го блока для момента *t*. Сумма квадратов коэффициентов главной компоненты равна единице

$$\left(\beta_{k1}^{(i)}\right)^2 + \left(\beta_{k2}^{(i)}\right)^2 + \cdots + \left(\beta_{km}^{(i)}\right)^2 = 1. \tag{2}$$

Между собой эти линейные комбинации не коррелируют, а их дисперсии имеют особые свойства. В соответствии с этими свойствами первая главная компонента имеет самую большую дисперсию. Из этого следует, что геометрически первую главную компоненту можно представить в виде новой координатной оси, направленной вдоль вытянутости множества многомерных наблюдений соответствующего блока [10].

Таким образом становится понятной логика построения первой главной компоненты. Ее коэффициенты должны быть определены из условия максимизации дисперсии линейной комбинации (1) при выполнении условия (2), т. е.

$$\boldsymbol{\beta}'_k \sum \boldsymbol{\beta}_k \to \max, \tag{3}$$

$$\boldsymbol{\beta}'_k \boldsymbol{\beta}_k = 1. \tag{4}$$

Для максимизации (3) при условии (4) можно использовать функцию Лагранжа

$$\varphi(\beta_k) = \boldsymbol{\beta}'_k \sum \boldsymbol{\beta}_k - \lambda(\boldsymbol{\beta}'_k \boldsymbol{\beta}_k - 1), \tag{5}$$

дифференцирование которой приводит к системе уравнений

$$(\sum - \lambda I)\beta = 0. \tag{6}$$

Нетривиальное решение (6) после умножения этого выражения слева на вектор β позволяет записать

$$\boldsymbol{\beta}'_k \sum \boldsymbol{\beta}_k = \lambda \boldsymbol{\beta}'_k \boldsymbol{\beta}_k = \lambda, \tag{7}$$

где λ один из корней многочлена $\left|\boldsymbol{\Sigma} - \boldsymbol{\lambda}\mathbf{I}\right|$.

Если в качестве λ выбрать значение максимального корня, то линейная комбинация (1) будет иметь максимальную дисперсию. В некотором смысле эта линейная комбинация является ортогональной регрессией многомерного множества статистически наблюдаемых величин, дающая одномерное адекватное их описание. Понятие адекватность к главным компонентам обычно не относят, но в рассматриваемом случае можно отнести, так как главная компонента используется в дальнейших расчетах как одна из основных характеристик многомерного множества. Для получения этой возможности многомерное множество заменяется расчетными значениями главной компоненты, которые и используются в расчетах. Причем, если главная компонента определялась как собственный вектор корреляционной матрицы, то линейная комбинация для k – го блока получается нормированно-центрированной [9]

$$y_{kt} = \beta_{k1} \frac{x_{1t}^{(k)} - \overline{x_1^{(k)}}}{\sigma_{k1}} + \beta_{k2} \frac{x_{2t}^{(k)} - \overline{x_2^{(k)}}}{\sigma_{k2}} + \dots + \beta_{km} \frac{x_{mt}^{(k)} - \overline{x_m^{(k)}}}{\sigma_{km}}, \tag{8}$$

которую необходимо в расчетах заменить на нормированную

$$y_{kt} = \beta_{k1} \frac{x_{1t}^{(k)}}{\sigma_{k1}} + \beta_{k2} \frac{x_{2t}^{(k)}}{\sigma_{k2}} + \dots + \beta_{km} \frac{x_{mt}^{(k)}}{\sigma_{km}}, \tag{9}$$

чтобы расчетные значения получились пригодными для использования в прогнозных моделях.

Полученные таким образом расчетные значения в соответствии с логикой прогнозных расчетов должны использоваться как значения фактора, от которого зависят значения показателей соответствующего блока [7]. Каждый блок имеет такой фактор. Между собой эти факторы тоже должны быть сбалансированы. Методика получения сбалансированных значений сформированных факторов y_{kt} та же самая, что и методика, применяемая для показателей $x_{jt}^{(k)}$.

Из этих рассуждений следует, что необходимо получить сбалансированные значения факторов, в качестве которых используются главные компоненты. Для этого строится ковариационная матрица главных компонент, с помощью которой оценивается коэффициенты линейных комбинаций главных компонент. Та главная компонента, который отвечает максимальному собственному значению, по сути, указывает направление, в котором идет развитие социально-экономической системы региона [4]. Избавляясь от центрирования значений этой главной компоненты, рассчитаем ее значения, используя для этого выражение

$$z_t = c_1 y_{1t} + c_2 y_{2t} + \dots + c_p y_{pt}, \tag{10}$$

в котором c_k является значениями собственного вектора ковариационной матрицы.

Построенную компоненту второго уровня (10) в дальнейших расчетах будем использовать в качестве фактора регрессионных зависимостей главных компонент от главной компоненты второго уровня

$$y_{kt} = d_{0k} + d_{1k} z_t, \; k = \overline{1, p}. \tag{11}$$

Регрессионная модель (11) нужна, чтобы осуществить расчет прогнозных значений главных компонент. Для этого предварительно нужно получить упреждающее значение главной компоненты второго уровня [3]. Проще всего это можно сделать, используя авторегрессионная уравнение

$$z_{t+1} = a_0 + a_1 z_t. \tag{12}$$

Прогнозная оценка главной компоненты второго уровня позволяет получить с помощью (11) упреждающие значения главных компонент первого уровня [2]. Но требуется чтобы эти упреждающие значения были сбалансированы. Поэтому их расчет осуществляется с помощью матричной модели, основанной на регрессионных зависимостях [1]. В векторном представлении можем записать систему уравнений для главных компонент первого уровня следующего вида

$$\mathbf{y}_{t+1} = \mathbf{d}_0 + \mathbf{d}_1 z_t + \mathrm{D}\,\mathbf{y}_{t+1}, \tag{13}$$

где

$$\mathrm{D} = \frac{1}{p-1}\begin{pmatrix} \mathbf{0} & d_{11}(z_{t+1}-z_t)/y_{2t+1} & \cdots & d_{11}(z_{t+1}-z_t)/y_{pt+1} \\ d_{12}(z_{t+1}-z_t)/y_{1t+1} & \mathbf{0} & \cdots & d_{12}(z_{t+1}-z_t)/y_{pt+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{1p}(z_{t+1}-z_t)/y_{1t+1} & d_{1p}(z_{t+1}-z_t)/y_{2t+1} & \cdots & \mathbf{0} \end{pmatrix}.$$

В результате решения системы уравнений (13) получаем вектор упреждающих сбалансированных значений главных компонент первого порядка

$$\hat{\mathbf{y}}_{t+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{D})^{-1}(\mathbf{d}_0 + \mathbf{d}_1 z_t). \tag{14}$$

Сбалансированные упреждающие оценки значений главных компонент первого уровня позволяют построить регрессионные модели всех показателей, используя которые осуществить расчёт сбалансированных упреждающих оценок этих показателей [8]. Причем эта процедура осуществляется по блокам. Для каждого k-го блока строятся модели

$$x_{jt}^{(k)} = b_{0j}^{(k)} + b_{1j}^{(k)} y_{kt}, \; k=\overline{1,p}, \; j=\overline{1,m}\,. \tag{15}$$

В результате для каждого блока мы можем построить системы уравнений, которые в векторной форме для расчета сбалансированных упреждающих значений могут быть записаны следующим образом

$$\mathbf{x}_{t+1}^{(k)} = \mathbf{b}_0^{(k)} + \mathbf{b}_1^{(k)} y_t + \mathrm{B}\mathbf{x}_{t+1}^{(k)}, \; k=\overline{1,p}. \tag{16}$$

Решение этой системы

$$\hat{\mathbf{x}}_{n+1}^{(k)} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}(\mathbf{b}_0^{(k)} + \mathbf{b}_1^{(k)} y_t), \; k=\overline{1,p} \tag{17}$$

позволяет получить сбалансированные прогнозные оценки показателей, характеризующих ожидаемый уровень социально-экономического развития региона.

Числовое моделирование многомерных прогнозов

Все расчеты проводились на реальных данных муниципального образования. Прогнозировались показатели четырех блоков:

1) демография и здравоохранение ($x_1^{(1)}$ – численность; $x_2^{(1)}$ – естественный прирост; $x_3^{(1)}$ – миграционный прирост; $x_4^{(1)}$ – средняя продолжительность жизни; $x_5^{(1)}$ – младенческая смертность; $x_6^{(1)}$ – продолжительность жизни);

2) занятость и доходы ($x_1^{(2)}$ – уровень безработицы; $x_2^{(2)}$ – минимальная з/п; $x_3^{(2)}$ – доля ниже прожиточного уровня);

3) жилье ($x_1^{(3)}$ – общая площадь; $x_2^{(3)}$ – жил площадь на 1 человека; $x_3^{(3)}$ – отношение аварийной площади ко всей; $x_4^{(3)}$ – площадь с водопроводом; $x_5^{(3)}$ – площадь с канализацией; $x_6^{(3)}$ – доля хороших автодорог);

4) городская среда ($x_1^{(4)}$ – площадь зеленых насаждений; $x_2^{(4)}$ – доступность дошкольного образования; $x_3^{(4)}$ – ввод новых ученических мест; $x_4^{(4)}$ – численность занимающихся физкультурой; $x_5^{(4)}$ – число зарегистрированных преступлений).

Расчеты начнем с построения главных компонент для каждого блока. Ниже записаны выражения первых главных компонент для получения расчетных значений первых главных компонент.

$$y_t^{(1)} = 0{,}019x_{1t}^{(1)} + 0{,}339x_{2t}^{(1)} - 0{,}173x_{3t}^{(1)} + 0{,}315x_{4t}^{(1)} - 0{,}213x_{5t}^{(1)} + 0{,}005x_{6t}^{(1)}$$

$$y_t^{(2)} = -0{,}405x_{1t}^{(2)} + 0{,}0001x_{2t}^{(2)} - 0{,}119x_{3t}^{(2)}$$

$$y_t^{(3)} = -0{,}0002x_{1t}^{(3)} - 0{,}372x_{2t}^{(3)} + 2{,}086x_{3t}^{(3)} - 1{,}914x_{4t}^{(3)} - 1{,}781x_{5t}^{(3)} - 0{,}024x_{6t}^{(3)}$$

$$y_t^{(4)} = 0{,}007x_{1t}^{(4)} + 0{,}056x_{2t}^{(4)} + 0{,}0006x_{3t}^{(4)} + 0{,}006x_{4t}^{(4)} + 0{,}001x_{5t}^{(4)}$$

Из нецентрированных значений главных компонент, полученных с помощью этих выражений сформирована таблица 1. Значения первой главной компоненты главных компонент были рассчитаны с помощью выражения

$$z_t = 0{,}227y_t^{(1)} + 0{,}285y_t^{(2)} - 0{,}218y_t^{(3)} + 0{,}248y_t^{(4)}.$$

которое получено на основе данных 3-6 столбцов табл. 1.

Таблица 1

Расчетные значения первых главных компонет

Наблюдение	Гл.ком.главных	Гл.ком.1	Гл.ком.2	Гл.ком.3	Гл.ком.4
1	91,246	43,159	-3,996	-365,888	11,807
2	92,337	43,003	-2,200	-367,301	13,044
3	93,312	43,724	-0,534	-368,182	13,626
4	94,061	44,056	0,002	-369,462	14,599
5	95,115	45,885	0,179	-370,873	15,730
6	95,978	47,327	0,225	-371,610	17,189
7	96,474	48,427	0,393	-372,405	17,288
ДИСП.	3,676	4,632	2,717	5,718	4,368
СР.КВ.ОТК.	1,917	2,152	1,648	2,391	2,090

Данные из табл. 1 играют важную роль в реализации всего комплекса расчетов. С их помощью строятся регрессионные уравнения, в которых главные компоненты являются зависимыми переменными, а также регрессионные уравнения, в которых главные компоненты являются факторными переменными.

Выпишем оцененные уравнения регрессии, в которых главная компонента главных компонент используется в качестве фактора. В соответствии с количеством рассматриваемых блоков можно записать систему из четырех моделей

$$y_t^{(1)} = -54{,}011 + 1{,}053 z_t,$$
$$y_t^{(2)} = -73{,}729 + 0{,}775 z_t,$$
$$y_t^{(3)} = -252{,}304 - 1{,}245 z_t,$$
$$y_t^{(4)} = -87{,}158 + 1{,}083 z_t.$$

На основе данной системы регрессионных уравнений строится матричная модель, в которой специальным образом учитывается взаимодействие различных направлений социально-экономического развития региона. Запишем эту модель в векторной форме и проиллюстрируем ее практическую пригодность для проведения количественных расчетов

$$\hat{\boldsymbol{y}}_8 = (\mathbf{I} - \mathbf{D})^{-1}(\mathbf{d}_0 + \mathbf{d}_1 z_8) =$$

$$\begin{pmatrix} 1{,}0004 & 0{,}1541 & -0{,}0007 & 0{,}0136 \\ 0{,}0026 & 1{,}0014 & -0{,}0003 & 0{,}0068 \\ 0{,}0072 & 0{,}2163 & 0{,}9999 & 0{,}0190 \\ 0{,}0054 & 0{,}1616 & -0{,}0007 & 1{,}0011 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 48{,}2520 \\ 1{,}4834 \\ -373{,}1329 \\ 18{,}0139 \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} 48{,}9942 \\ 1{,}8561 \\ -372{,}0910 \\ 18{,}7922 \end{pmatrix}$$

Необходимая для реализация этих расчетов величина z_8 была получена с помощью авторегрессионного уравнения

$$z_8 = 9{,}6255 + 0{,}9065 z_7 =$$
$$= 9{,}6255 + 0{,}9065 \times 96{,}4735 = 97{,}0832.$$

В результате расчетов по этой модели мы получили системно сбалансированные прогнозные оценки главных компонент первого уровня. Эти значения необходимы для того, чтобы на их основе строить прогноз показателей с помощью однофакторных регрессионных моделей, в которых должны использоваться эти значения. Продемонстрируем эту возможность на примере одного блока.

Выпишем систему из однофакторных регрессионных уравнений для показателей, характеризующих городскую среду

$$x_{1t}^{(4)} = 251{,}2457 + 27{,}2714 y_t^{(4)},$$

$$x_{2t}^{(4)} = 36{,}0900 + 3{,}7906 y_t^{(4)},$$
$$x_{3t}^{(4)} = -3214{,}6600 + 314{,}4514 y_t^{(4)},$$
$$x_{4t}^{(4)} = -242{,}1470 + 36{,}4776 y_t^{(4)},$$
$$x_{5t}^{(4)} = -370{,}0590 + 127{,}9627 y_t^{(4)}.$$

Модели этой системы регрессионных уравнений позволяют осуществлять расчет прогнозных вариантов городской среды в зависимости от значений главной компоненты. Для этого необходимо иметь упреждающие значения главной компоненты, которые можно получить с помощью авторегрессионного уравнения

$$\hat{y}_8^{(4)} = 2{,}3972 + 0{,}8965\, y_7^{(4)} =$$
$$= 2{,}3972 + 0{,}8965 \times 17{,}2877 = 17{,}8952.$$

В то же время, упреждающее значение этой главной компоненты было получено с помощью матричной модели, расчеты по которой приведены выше. В соответствии с этими расчетами имеется другой вариант упреждающего значения $\hat{y}_8^{(4)}$=18,7922. Используя эти оба варианта, проведем расчеты с помощью матричной модели

$$\mathbf{y}_8^{(4)} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}(\mathbf{b}_0^{(4)} - \mathbf{b}_1^{(4)}\mathbf{y}_7^{(4)}) =$$

$$= \begin{pmatrix} 1{,}0006 & 0{,}0629 & 0{,}0026 & 0{,}0157 & 0{,}0034 \\ 0{,}0012 & 1{,}0006 & 0{,}0004 & 0{,}0022 & 0{,}0005 \\ 0{,}0998 & 0{,}7113 & 1{,}0016 & 0{,}1776 & 0{,}0382 \\ 0{,}0117 & 0{,}0832 & 0{,}0035 & 1{,}0013 & 0{,}0045 \\ 0{,}0412 & 0{,}2935 & 0{,}0124 & 0{,}0733 & 1{,}0010 \end{pmatrix} \times$$

$$\times \begin{pmatrix} 739{,}2723 \\ 103{,}7440 \\ 2412{,}5110 \\ 410{,}6267 \\ 1919{,}8570 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 765{,}6161 \\ 107{,}3964 \\ 2710{,}0810 \\ 445{,}4611 \\ 2042{,}6550 \end{pmatrix}$$

Полученный результат системно сбалансированных прогнозных оценок позволяет сделать вывод о том, что городская среда в своем развитии отстает от развития всей системы, так как все показатели социально-экономического развития городской среды, рассчитанные с учетом общих тенденций происходящих в развитии муниципалитета оказались выше тех, которые не были сбалансированы с общими.

Говорить о более высокой точности прогнозов, получаемых при использовании процедур, предлагаемых методикой, не корректно, но расширение возможностей предикторного анализа следует признать.

Заключение

Проблема совершенствования методов прогнозирования еще долго будет оставаться актуальной. Более того в связи с повышением уровня цифровизации актуальность будет только возрастать. Предлагаемая методика без сомнения может быть отнесена к тем разработкам, которые совершенствуют аппарат экономического прогнозирования. И хотя в ней используются главные компоненты и модели регрессионного анализа, которые хорошо известны, однако в методике они оригинально комбинируются, дополняя друг друга при воспроизведении сложных процессов взаимодействия прогнозируемой реальности.

Комплекс расчетов, который требуется провести в случае практического применения данной методики достаточно сложен. Вполне возможно, что рекомендации по ее практическому использованию потребуют разработки специального программного обеспечения. Это естественно и даже интересно при разработке сложных инструментов цифровой экономики.

Список источников

1. Андерсон Т. *Введение в многомерный статистический анализ*. Москва, Физматгиз, 1963.
2. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. *Прикладная статистика и основы эконометрики*: учебник. Москва, ЮНИТИ, 1998.
3. Бабешко Л.О. *Основы эконометрического моделирования*: учебное пособие. Москва, КомКнига, 2006.
4. Болч Б., Хуань К. Дж. *Многомерные статистические методы для экономики*. Москва, Статистика, 1979.
5. Давнис В.В., Добрина М.В., Чекмарев А.В. Основы моделирования адаптивно-таргетированных прогнозных траекторий и анализ их устойчивости // *Современная экономика: проблемы и решения*. Воронежский государственный университет, Воронеж, 2018, no. 9 (105), с. 17-31.
6. Давнис В.В., Добрина М.В., Чекмарев А.В. Современные тенденции в развитии аппарата экономического прогнозирования // *Информационные технологии в строительных, социальных и экономических системах*, Воронеж, 2019, no. 2 (16). с. 74-78.
7. Давнис В.В., Тинякова В.И. *Прогнозные модели экспертных предпочтений*: монография. Воронеж, Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2005.
8. Добрина М.В., Чекмарев А.В. Основы адаптивного таргетирования в прогнозировании экономических процессов // *Экономическое прогнозирование: модели и методы*. Воронежский государственный университет, Воронеж, 2018, с. 17-22.
9. Елисеева И.И., Рукавишников В.О. *Логика прикладного статистического анализа*. Москва, Финансы и статистика, 1982.
10. Елисеева И.И., Семенова Е.В. *Основные процедуры многомерного статистического анализа*. Л: УЭФ, 1993.
11. Компьютерные решения задач многомерной статистики: учебное пособие: в 3 ч. Ч. 2: Компонентный анализ и анализ канонических корреляций / В.В. Давнис [и др.]. Воронеж, Воронежский государственный университет, 2006.
12. Чекмарев А.В., Шульгина Е.А., Юрова Я.А. Регресионно-матричное моделирование в системно-сбалансированном прогнозировании социально-экономических процессов // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2019, no. 1, с. 8-19.

INTEGRATED APPROACH TO FORECASTING OF SOCIO-ECONOMIC DEVELOPMENT FOR REGIONS

Chekmarev Artem Vitalievich, graduate student

Voronezh State University, Universitetskaya pl., 1, Voronezh, Russia, 394018; e-mail: art6211@yandex.ru

Purpose: the author develops a methodology for multidimensional forecasting of economic processes using a matrix model. The construction of this model is based on the joint use of regression models and the apparatus of main components. *Discussion*: the apparatus for forecasting regional processes constantly requires improvement. Their multi-dimensionality and complexity of interaction practically exclude the possibility of using traditional methods and models. The author proposed a two-level system for calculating balanced forecast estimates in the developed methodology. This methodology allows taking into account both the overall system balance and the internal block balance. This effect is achieved by using the main components of the second level. The main components of the second level are the main components built on the calculated values of ordinary main components. In accordance with this two-level approach, the author provided the construction of matrix models, which give multidimensional forecast estimates at each level. *Results*: the author proposed formation method of the multidimensional forward-looking way of systematically balanced assumptions.

References

1. Anderson T. *Vvedenie v mnogomernyy statisticheskiy analiz* [Introduction to multidimensional statistical analysis]. Moscow, Fizmatgiz, 1963. (In Russ.)
2. Ayvazyan S.A., Mkhitaryan V.S. *Prikladnaya statistika i osnovy yekonometriki* [Applied statistics and fundamentals of econometrics]: uchebnik. Moscow, YUNITI, 1998. (In Russ.)
3. Babeshko L.O. *Osnovy yekonometricheskogo modelirovaniya* [The foundations of econometric modelling]: uchebnoe posobie. Moscow, KomKniga, 2006. (In Russ.)
4. Bolch B., Khuany K. Dzh. *Mnogomernye statisticheskie metody dlya yekonomiki* [Multidimensional statistical methods for Economics]. Moscow, Statistika, 1979. (In Russ.)
5. Davnis V.V., Dobrina M.V., Chekmarev A.V. Osnovy modelirovaniya adaptivno-targetirovannykh prognoznykh traektoriy i analiz ikh ustoychivosti [Fundamentals of modeling adaptive-targeted forecast trajectories and analysis of their stability]. *Sovremennaya yekonomika: problemy i resheniya*. Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet, Voronezh, 2018, no. 9 (105), pp. 17-31. (In Russ.)
6. Davnis V.V., Dobrina M.V., Chekmarev A.V. Sovremennye tendentsii v razvitii apparata yekonomicheskogo prognozirovaniya [Modern trends in the development of the economic forecasting apparatus]. *Informatsionnye*

tekhnologii v stroitelynykh, sotsialynykh i yekonomicheskikh sistemakh, Voronezh, 2019, no. 2 (16). pp. 74-78. (In Russ.)

7. Davnis V.V., Tinyakova V.I. *Prognoznye modeli yekspertnykh predpochteniy* [The predictive models of the expert preferences]: monografiya. Voronezh, Izd-vo Voronezh. gos. un-ta, 2005. (In Russ.)

8. Dobrina M.V., Chekmarev A.V. Osnovy adaptivnogo targetirovaniya v prognozirovanii yekonomicheskikh protsessov [Fundamentals of adaptive targeting in forecasting economic processes]. *Yekonomicheskoe prognozirovanie: modeli i metody*. Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet, Voronezh, 2018, pp. 17-22. (In Russ.)

9. Eliseeva I.I., Rukavishnikov V.O. *Logika prikladnogo statisticheskogo analiza* [Logic of applied statistical analysis]. Moscow, Finansy i statistika, 1982. (In Russ.)

10. Eliseeva I.I., Semenova E.V. *Osnovnye protsedury mnogomernogo statisticheskogo analiza* [Basic procedures for multidimensional statistical analysis]. L., UYEF, 1993. (In Russ.)

11. Kompyyuternye resheniya zadach mnogomernoy statistiki [Computer solution of multivariate statistics tasks]: uchebnoe posobie: v 3 sect. Sect. 2: Komponentnyy analiz i analiz kanonicheskikh korrelyatsiy [Component analysis and canonical correlation analysis] / V.V. Davnis [and others]. Voronezh, Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet, 2006. (In Russ.)

12. Chekmarev A.V., Shulgina E.A., Yurova Ya.A. Regressionno-matrichnoe modelirovanie v sistemno-sbalansirovannom prognozirovanii sotsialyno-yekonomicheskikh protsessov [Regression-matrix modeling in system-balanced forecasting of socio-economic processes]. *Sovremennaya yekonomika: problemy i resheniya*. Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet, no. 1. Voronezh, 2019, pp. 8-19. (In Russ.)