УДК 330

АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ БИНАРНОГО ВЫБОРА И ВОЗМОЖНОСТИ ЕЕ ПРАКТИЧЕСКОГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

Давнис Валерий Владимирович, д-р экон. наук, проф.
Юрова Яна Александровна, преп.

Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1, Воронеж, Россия, 394018; e-mail: yurova@econ.vsu.ru

Цель: построение адаптивной модели бинарного выбора на основе нового подхода к реализации адаптивных принципов. *Обсуждение*: принципы адаптации, перекочевав из живой природы в науку, технику, теорию и практику управления, показывают абсолютную универсальность. Трудно назвать область человеческой деятельности, в которой эти принципы нельзя было бы использовать. Особое место они занимают в моделировании экономических процессов. Механизм, с помощью которого осуществляется практическая реализация принципов адаптации, основан на экспоненциальном сглаживании. Процедура экспоненциального сглаживания оказалась столь удачной, что ее использовали даже при объяснении смысла гипотезы адаптивных ожиданий. В результате применения этой процедуры происходит затухание более ранних тенденций и закономерностей, что естественным образом обеспечивает доминирование закономерностей, демонстрируемых последними наблюдениями. Возникает закономерный вопрос: действительно ли процедура экспоненциального сглаживания представляет собой единственный способ, с помощью которого удается осуществить плавную замену старых тенденций новыми. В исследовании предлагается не затухание более ранних тенденций, а усиление вновь нарождающихся. Понятно, что усиление новых тенденций автоматически приводит к относительному снижению значимости старых. Фактически достигается тот же самый эффект. *Результаты*: предлагаемый способ построения адаптивного механизма назван степенным сглаживанием, что, по мнению авторов, подчеркивает аналогичность его предназначенности с экспоненциальным сглаживанием. Но в отличие от экспоненциального сглаживания степенное сглаживание применяется для построения нелинейных регрессионных моделей, коэффициенты которых оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия, специфика которого учитывается экспоненциальным сглаживанием. Изложены все детали применения этого подхода для построения адаптивной модели бинарного выбора.

Ключевые слова: адаптация, адаптивная модель бинарного выбора, экспоненциальное сглаживание, метод максимального правдоподобия, метод наименьших квадратов, степенное взвешивание.

DOI: 10.17308/meps.2017.4/1733

Введение

Адаптивное моделирование зарекомендовало себя как эффективный инструмент анализа и прогнозирования социально-экономических процессов. В современной экономической теории сформулирована и получила научное обоснование гипотеза адаптивных ожиданий, трудно представить современный аппарат прогнозирования временных рядов без адаптивных предикторов, адаптивное моделирование используется в перспективном анализе взаимодействия многофакторных экономических систем, свойствами адаптации наделяются механизмы управления сложными объектами. Разнообразия способов и подходов, обеспечивающих возможность практического использования принципов адаптации, чрезвычайно много. И все же, несмотря на столь богатое это разнообразие, продолжают разрабатываться новые способы отражения экономической реальности, появляются новые модели, в которых универсальные принципы адаптации пока еще не используются. Но даже небольшой опыт практического использования таких моделей позволяет понять необходимость наделения их адаптивными свойствами. По нашему мнению, к таким моделям в настоящее время относятся регрессионные модели с дискретной зависимой переменной, разработанные Макфадденом (1982).

С помощью этих моделей моделируются вероятности событий, появление которых описывается дискретным временным рядом со значениями, идентифицирующими те события, которые имели место в это время при соответствующих условиях. Естественно, с течением времени изменяются условия и изменяются вероятности наступления событий. Но в этих моделях не предусмотрен механизм, позволяющий с течением времени приспосабливать модель к изменяющимся условиям. Но такой механизм явно нужен и в его основу, по нашему убеждению, должны быть положены принципы адаптации.

Адаптивные модели временных рядов

При анализе публикаций данной тематики можно сделать вывод о наибольшей практической востребованности моделей, основой адаптивного механизма которых является процедура экспоненциального сглаживания. Причем данные модели применяются не только при решении практических задач, но и в теоретических построениях, демонстрируя универсальность адаптивного подхода. Предпосылками к этому служит то, что модели с механизмом экспоненциального сглаживания применяются даже при отсутствии достаточной информации для определения закономерностей, которые находятся в основе главных структурных изменений модели.

При недостатке или полном отсутствии информации вполне логично применять максимально правдоподобные предположения относительно любых изменений модели в виде реакции на качественные изменения в развитии моделируемых процессов. Необходимое правдоподобие обеспечивается справедливостью гипотезы о том, что в моделях с вышеупомянутыми характеристиками изменения в структурных коэффициентах происходят довольно медленно. Это предположение основано на проанализированных итогах сравнения динамичности и инерционности. Только их согласованное применение способно сдержать ярко выраженное проявление лишь одного из этих свойств, непосредственно исключая использование моделей с постоянными коэффициентами и моделей с чрезмерно динамичными характеристиками. Данная гипотеза получает свое практическое воплощение с помощью механизма, логика построения которого основана на использовании метода экспоненциального сглаживания.

Метод экспоненциального сглаживания для моделей полиноминального типа теоретически обоснован в исследованиях П. Винтерса [10], Р. Брауна [5] и Р. Майера [9]. Вследствие публикации работ названных авторов метод начал приобретать определенную популярность. Учитывая обозначенный исторический факт развития науки прогнозирования, необходимо обратить внимание на основные принципы формирования экономических процессов при помощи модели, которая является полиномом нулевого порядка.

$$x_t = a_t + \varepsilon_t, \tag{1}$$

где x_t – значение показателя, характеризующего уровень прогнозируемого процесса в момент времени t; a_t – изменяющийся во времени параметр, характеризующий средний уровень прогнозируемого процесса в момент времени t; ε_t – случайные независимые отклонения фактических значений от текущего среднего, имеющие нулевое математическое ожидание и конечную дисперсию σ^2.

Исходя из этой модели, расчетная величина прогнозного значения $\hat{x}_{t+1}$ полагается, равной оценке параметра $\hat{a}_t$, т.е.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{a}_t. \tag{2}$$

Так же за оценку текущего значения параметра $\hat{a}_t$, принимается экспоненциальная средняя S_t , рассчитываемая по рекуррентной формуле:

$$\begin{aligned} S_t &= \alpha x_t + \alpha(1-\alpha)\ x_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 x_{t-2} + \ldots = \\ &= \alpha x_t + (1-\alpha)[\alpha x_{t-1} + \alpha(1-\alpha)\ x_{t-2} + \ldots = \\ &= \alpha x_t + (1-\alpha) S_{t-1}, \end{aligned} \tag{3}$$

где S_t – значение экспоненциальной средней в момент t; a – параметр сглаживания $0<a<1$.

В итоге схема расчета прогнозной величины $\hat{x}_{t+1}$ задается рекуррентной формулой (3), в которой при определении текущей средней используется механизм старения данных по экспоненциальному закону, позволяющий построить прогнозную траекторию с преобладанием тенденции последнего периода. Причем степень этого преобладания может регулироваться параметром *a*. Чем ближе *a* к 1, тем меньше прогнозная оценка отличается от последнего наблюдения.

Рассматриваемый механизм, очевидно, наделен способностью к адаптации. Более того, он имеет согласование с интуитивным пониманием способа взаимосвязи будущего их состояния с достигнутыми показателями предыдущих периодов.

Изначально модели адаптивного прогнозирования были разработаны для одномерных временных рядов. Причиной этому послужил тот факт, что традиционные методы в прогнозировании при взаимодействии с ними зачастую предоставляли не совсем корректные итоговые данные. Согласно распространенному на тот момент суждению, изменения в данных подобных рядов могут быть использованы для определения кратковременных тенденций. Для идентификации указанных выше тенденций необходимо обратить внимание на специализированный научный инструментарий, позволяющий заблаговременно предусмотреть в прогнозных моделях соответствующие механизмы, которые должны будут уточнять текущую актуальность моделей по показателям статистики об изменениях.

Многофакторные адаптивные модели

Благодаря универсальности подхода фундаментальная логика адаптивного прогнозирования по одномерным временным рядам может быть применена в условиях работы с многофакторными моделями. Однако имеют место быть некоторые особенности ее реализации, которые имеют отношение к методам и алгоритмам адаптивного многофакторного моделирования. К тому же результаты данного моделирования обязательно должны быть верно содержательно интерпретированы, где так же могут возникнуть некоторые сложности. Факторы такого рода могут уменьшить спектр адаптивных методов, которые могут быть эффективны в решении практических экономических задач.

Основным инструментом для построения регрессионных зависимостей между экономическими показателями выступает метод наименьших квадратов (МНК). У метода существует несколько модификаций – косвенный, двухшаговый и трехшаговый. Все три широко применяются в эконометрике для построения структурных моделей.

В основе построения адаптивных многофакторных моделей лежит рекуррентный метод наименьших квадратов (РМНК). Данный метод имеет две схемы – одношаговую и многошаговую, которые позволяют построить модели разного вида.

$$\hat{b}_n = \hat{b}_{n-1} + \frac{C_{n-1}^{-1} x_n'}{x_n C_{n-1}^{-1} x_n' + 1}[y_n - x_n \hat{b}_{n-1}]. \quad (4)$$

С помощью указанной формулы можно пересчитать оценки рекуррентно по мере появления новых наблюдений и реализовать основные принципы построения адаптивных многофакторных регрессионных моделей.

Многошаговый РМНК применяется, если выборка пополняется несколькими наблюдениями одновременно. В итоге происходит построение адаптивных регрессионных моделей специального вида.

$$\hat{b}_n = \hat{b}_{n-k} + C^{-1}X_k^{'}\left(X_k C^{-1} X_k^{'} + I_k\right)^{-1} [y_k - X_k \hat{b}_{n-k}]. \tag{5}$$

Адаптивная многофакторная модель применяется в тех случаях, когда зависимость факторов на моделируемый процесс изменяется во времени. В целом адаптивная многофакторная модель – это модель с изменяющимися во времени коэффициентами. Она может быть представлена в следующем виде:

$$y_t = x_t b_t + \varepsilon_t\ ,\ t=1,\ 2,\ \ldots T\ , \tag{6}$$

где y_t – значение зависимой переменной (показателя) в момент времени t; $x_t = (x_{1t},\ x_{2t},\ldots,\ x_{mt})$ – m-мерная вектор-строка значений независимых переменных (факторов) в момент t; $b_t = (b_{1t},\ b_{2t},\ldots,\ b_{mt})$ – m-мерный вектор-столбец оцениваемых коэффициентов модели, изменяющих с течением времени свои значения по неизвестному закону; ε_t – ненаблюдаемая случайная ошибка.

Ниже приводится формула адаптивной многофакторной модели, полученная при соединении рекуррентной процедуры МНК с ее адаптивным механизмом:

$$\hat{y}_{t+1} = x_t \hat{b}_{t-1}(\alpha), \tag{7}$$

$$\hat{b}_t(\alpha) = \hat{b}_{t-1}(\alpha) + \frac{C_{t-1}^{-1} x_t^{'}}{x_t C_{t-1}^{-1} x_t^{'} + \alpha}\ [y_t - \hat{y}_t\ ], \tag{8}$$

$$C_t^{-1} = \frac{1}{\alpha}[C_{t-1}^{-1} - \frac{C_{t-1}^{-1} x_t^{'} x_t C_{t-1}^{-1}}{x_t C_{t-1}^{-1}\ x_t^{'} + \alpha}]. \tag{9}$$

При заданных начальных значениях $\hat{b}_0(\alpha), C_0^{-1}$ и известном значении параметра сглаживания $\alpha = \alpha^*$ модель (7) – (9) позволяет по мере поступления «свежих» данных обновлять коэффиценты и с учетом этого обновления вести соответствующие расчеты прогнозных значений y_t.

Вышеперечисленные модели основаны на одношаговом механизме обработки вновь поступившей информации. Иными словами, на каждую обработанную операцию приходится одно обработанное наблюдение. Как следствие, величина прогнозируемого значения подвергается большему воздействию последнего наблюдения, чем это требуется для получения наиболее точного результата.

Это в очередной раз подчеркивает необходимость использования моделей, которые для корректировки своих коэффициентов применяют более чем одно наблюдение. Данные модели называются многошаговыми адаптивными моделями. Результаты, которые удалось получить при их использовании, не смогут быть получены даже при многократном использовании одношаговых моделей.

Адаптивные модели бинарного выбора

Развитие адаптивного метода достигло своего пика на многофакторных регрессионных моделях, однако сам регрессионный анализ продолжил развиваться самостоятельно. На данный момент в прикладное эконометрическое моделирование внедряется совершенно новая разновидность моделей, где зависимая переменная является дискретной. Для правильной оценки параметров этих моделей ввиду их нелинейности метод наименьших квадратов является некорректным. Соответственно, теория адаптивного моделирования, которая создана специально для линейных моделей, к данной разновидности неприменима. В то же время принципы механизма старения данных, которые лежат в основе адаптивного моделирования, наделены необходимой универсальностью и могут быть применены в нелинейных моделях. Но только принципы. Механизм встраивания этих принципов в процедуру оценивания коэффициентов модели бинарного вывода, естественно, отличается от экспоненциального сглаживания. Для модели бинарного выбора в этом механизме должен присутствовать способ, с помощью которого можно изменить частоту появления альтернативных событий. Необходимый эффект предлагается получить, применяя вместо экспоненциального сглаживания степенное сглаживание, которое обеспечивает регулирование повторяемости вновь поступающих наблюдений.

Смысл степенного сглаживания на формальном уровне становится понятен при рассмотрении вероятности совместного появления всей совокупности ожидаемых альтернативных событий

$$\begin{gathered}
\mathrm{P}\left(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_n = y_n, Y_{n+1} = y_{n+1}, \dots, Y_{n+m} = y_{n+m}, \dots,\right. \\
\left. Y_{n+(k-1)m+1} = y_{n+(k-1)m+1}, \dots, Y_{n+km} = y_{n+km}\right) = \\
= \prod_{i=n(y_i=1)}^{n} F(x_i b) \prod_{i=1(y_i=0)}^{n} \left(1 - F(x_i b)\right) \times \prod_{i=n+1(y_i=1)}^{n+m} F(x_i b) \times \prod_{i=n+1(y_i=0)}^{n+m} \left(1 - F(x_i b)\right) \times \dots \\
\times \prod_{i=n+(k-1)m+1(y_i=1)}^{n+km} F(x_i b) \prod_{i=n+(k-1)m+1(y_i=0)}^{n+km} \left(1 - F(x_i b)\right)
\end{gathered} \tag{10}$$

Записанная таким образом вероятность совместного распределения позволяет следующим образом интерпретировать с такой структурой выборочную совокупность наблюдений и ее использование для построения адаптивной модели бинарного выбора. Первые n наблюдений используются для построения функции совместного вероятностного распределения в виде модели бинарного выбора:

$$\mathrm{F}(\mathbf{x}_i \mathbf{b}_0) = \frac{1}{1 + e^{b_{00} + b_{10} x_i}}, \quad i = \overline{1, n}. \tag{11}$$

с начальными значениями коэффициентов b_{00}, b_{10}. Затем к совокупности из n наблюдений добавляется m новых наблюдений и оцениваются изменившиеся значения коэффициентов b_{01}, b_{11} для $i = \overline{1, n+m}$. На следующем шаге очередная порция из m вновь поступивших наблюдений удваивается и текущие значения параметров b_{02}, b_{12} оцениваются по наблюдениям $i=\overline{1,n+3m}$, в которых закономерность появления альтернативных событий среди последних наблюдений повторена два раза. Этот факт, безусловно, оказывает влияние на модель бинарного выбора, которая, естественно, начинает более точно воспроизводить вероятностное распределение альтернативных событий последнего периода, демонстрируя тем самым адаптивное свойство, которым наделяются регрессионные модели с помощью экспоненциального сглаживания.

Процесс повторяемости последних наблюдений продолжается до полного использования всех имеющихся наблюдений. Логику такой пошаговой процедуры построения адаптивной модели бинарного выбора можно объяснить на формальном уровне. Для этого, помня о том, что y_i принимает всего два значения 0 или 1, запишем функцию правдоподобия с учетом повторяемости последних наблюдений:

$$\mathrm{L}(y_i,b_k)=\left[\prod_{i=1}^{n}\mathrm{F}(x_ib_k)^{y_i}(1-\mathrm{F}(x_ib_k)^{(1-y_i)})\right]\times\left[\prod_{i=n+1}^{n+m}\mathrm{F}(x_ib_k)^{y_i}(1-\mathrm{F}(x_ib_k)^{(1-y_i)})\right]\times\cdots\times$$
$$\times\left[\prod_{i=n+(k-1)m+1}^{n+km}\mathrm{F}(x_ib_k)^{y_i}(1-\mathrm{F}(x_ib_k)^{(1-y_i)})\right]=$$
$$=\left[\prod_{i=1}^{n}\mathrm{F}(x_ib_k)^{y_i}(1-\mathrm{F}(x_ib_k)^{(1-y_i)})\right]\times\prod_{j=1}^{k}\left[\prod_{i=n+(j-1)m+1}^{n+km}\mathrm{F}(x_ib_k)^{y_i}(1-\mathrm{F}(x_ib_k)^{(1-y_i)})\right] \qquad (12)$$

Параметр b_k оценивается для каждого k, что является естественным при построении адаптивной модели с изменяющимися коэффициентами. В коэффициентах учитываются те тенденции, те закономерности, которые преобладают в последних наблюдениях, что и является основной целью адаптивного поведения модели.

Оптимизации функции правдоподобия предшествует логарифмическое представление функции правдоподобия в виде:

$$\ln\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k)=\sum_{i=1}^{n}\left[y_i\ln\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k)+(1-y_i)(1-\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k))\right]+$$
$$+\sum_{j=1}^{k}\left[\sum_{i=n+(j-1)m+1}^{n+jm}\left[y_i\ln\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k)+(1-y_i)(1-\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k))\right]\right], \qquad (13)$$

в котором степенное взвешивание превращается в мультипликативное взвешивание, отражающее повторяемость логарифмических сумм.

Дифференцирование логарифмической функции правдоподобия приводит к следующей системе уравнений:

$$\frac{\partial\ln\mathrm{F}(y_i,\mathbf{b}_k)}{\partial\mathbf{b}_k}=\sum_{i=1}^{n}\left[\frac{y_i\,\mathrm{f}_i}{\mathrm{F}_i}+(1-y_i)\frac{-\mathrm{f}_i}{(1-\mathrm{F}_i)}\right]\mathbf{x}_i'+$$
$$+\sum_{j=1}^{k}\left[j\sum_{i=n+(j-1)m+1}^{n+jm}\left[\frac{y_i\,\mathrm{f}_i}{\mathrm{F}_i}+(1-y_i)\frac{-\mathrm{f}_i}{(1-\mathrm{F}_i)}\right]\mathbf{x}_i'\right]=\mathbf{0}, \qquad (14)$$

в которой F_i – вероятностное распределение (модель (11)), а $\mathrm{f}_i=\mathrm{F}_i(1-\mathrm{F}_i)$ – плотность распределения, представляющая собой производную от распределения. После достаточно простых преобразований систему (14) можно записать в более компактном виде:

$$\frac{\partial \ln F(y_i, \mathbf{b}_k)}{\partial \mathbf{b}_k} = \sum_{i=1}^{n}\left[\left(y_i - \Lambda_i\right) + \sum_{j=1}^{k} j \sum_{i=n+(j-1)m+1}^{n+jm}\left(y_i - \Lambda_i\right)\right]\mathbf{x}' = \mathbf{0}, \tag{15}$$

где Λ_i значения логистической функции распределения, вычисленные в точке x_i.

Система нелинейная. Метод наименьших квадратов применяется только для получения начального приближения. Само решение этой системы можно получить с помощью метода Ньютона-Рафсона, который реализуется в виде итерационного процесса по следующей рекуррентной формуле:

$$\mathbf{b}_{kt+1} = \mathbf{b}_{kt} - \left[\frac{\partial^2 \ln F(y_i, \mathbf{b}_k)}{\partial \mathbf{b}_k \partial \mathbf{b}'_k}\right]^{-1}\left[\frac{\partial \ln F(y_i, \mathbf{b}_k)}{\partial \mathbf{b}_k}\right], \tag{16}$$

составляющие которой, в нашем случае имеют вид:

$$\left[\frac{\partial^2 \ln F(y_i, \mathbf{b}_k)}{\partial \mathbf{b}_k \partial \mathbf{b}'_k}\right] = \sum_{i=1}^{n+km}\begin{bmatrix}\left(1 - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt})\right) \\ \left(1 - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt})\right)x_i\end{bmatrix} \times \left[F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt}), \quad F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt})x_i\right], \tag{17}$$

$$\left[\frac{\partial \ln F(y_i, \mathbf{b}_k)}{\partial \mathbf{b}_k}\right] = \sum_{i=1}^{n+km}\begin{bmatrix}\left(y_i - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt})\right) \\ \left(y_i - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_{kt})\right)x_i\end{bmatrix}. \tag{18}$$

Каждое b_k оценивается с помощью этой итерационной процедуры. В результате получается последовательность моделей, которые в соответствующие моменты времени ориентированы на более точное предсказание частоты появления альтернативных событий в последние моменты времени.

Нужно отметить, что построение всех моделей, которые могли иметь место на рассматриваемом промежутке времени, имеет смысл только в том случае, если необходимо проанализировать тенденции, происходившие с изменением частоты появления этих событий. Если же модель нужна только для принятия текущего решения, то можно строить единственную модель, лучше других отражающую на данный момент закономерности последних периодов. Степенное взвешивание, лежащее в основе построения адаптивной модели бинарного выбора, позволяет это делать.

Заключение

Предложенный в статье подход к построению адаптивной модели бинарного выбора хотя и сохраняет основной принцип построения адаптивных моделей, смысл которого в неравномерном взвешивании обрабатываемых наблюдений с целью снижения значимости более ранних наблюдений, однако реализуется он с помощью степенного, а не экспоненциального сглаживания. Эта идея открывает возможность построения нелинейных адаптивных моделей, коэффициенты которых оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия. Безусловно, это значительно расширяет класс адаптивных моделей и, кроме того, ставит ряд задач, которые могут возникнуть при практической реализации этого подхода. Решение этих задач естественным образом потребует специальных исследований по методикам построения подобных моделей и практического использования в регрессионном анализе.

Список источников

1. Brown R.G. Smoothing Forecasting and Prediction of Discrete Time series // *Englewood Cliffs*, New Jersy, Printice – Hall, 1963.
2. Brown R.G., Meyer R.F. The Fundamental Theorem of Exponential Smoothing // *Operation Research*, 1961, vol. 5, no. 5.
3. Whinters P.R. Forcasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages // *Management Sciences,* 1960, vol. 6, no. 3.
4. Давнис В.В. *Адаптивное прогнозирование: модели и методы*. Воронеж, Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 1997.
5. Давнис В.В., Тинякова В.И. *Адаптивные модели: анализ и прогноз в экономических системах.* Воронеж, Воронежский государственный университет, 2006.
6. Давнис В.В., Тинякова В.И. *Прогнозные модели экспертных предпочтений.* Воронеж, Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2005.
7. Левицкий Е.М. *Адаптация и моделирование экономических систем*. Новосибирск, Наука, 1978.
8. Левицкий Е.М. *Адаптивные эконометрические модели*. Новосибирск, Наука, 1981.
9. Лукашин Ю.П. *Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования*. Москва, Статистика, 1979.
10. Лукашин Ю.П. *Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов.* Москва, Финансы и статистика, 2003.

ADAPTIVE BINARY CHOICE MODEL AND ITS PRACTICAL USE OPPORTUNITIES

Davnis Valery Vladimirovich, Dr. Sc. (Econ.), Prof.
Yurova Yana Aleksandrovna, Assist. Prof.

Voronezh State University, University sq., 1, Voronezh, Russia, 394018;
e-mail: yurova@econ.vsu.ru

Purpose: the authors develop the adaptive binary choice models on the basis of a new approach to the implementation of adaptive principles. *Discussion*: the adaptation principles are universality. The spheres of adaptation principles use are live nature, science, technology, theory and management practice. The adaptation principles occupy the special place in the modeling of economic processes. The exponential smoothing is the basis of practical implementation of adaptation principles mechanism and the adaptive expectations hypothesis. The attenuation of earlier trends and patterns happens as a result of applying this procedure. This provides the natural dominance of last observations regularities. The authors consider the question of uniqueness of exponential smoothing procedure in the implementation the smooth replacement of old with new trends. The authors examine the strengthening of emerging again trends. *Results*: the writers proposed the constructing method of adaptive mechanism. Power smoothing is this mechanism. The authors suggest to use the power smoothing in comparison with exponential smoothing for build nonlinear regression models. The writers estimate coefficients of these models with the help of maximum likelihood method. The exponential smoothing takes into account the specifics of likelihood method. The authors outlined the all details of this approach application for build the adaptive binary choice model.

Keywords: adaptation, adaptive binary choice model, exponential smoothing, maximum likelihood method.

Reference

1. Brown R.G. Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time series. *Englewood Cliffs*, New Jersy, Printice – Hall, 1963.

2. Brown R.G., Meyer R.F. The Fundamental Theorem of Exponential Smoothing. *Operation Research*, 1961, vol. 5, no. 5.

3. Whinters P.R. Forcasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. *Management Sciences*, 1960, vol. 6, no. 3.

4. Davnis V.V. *Adaptivnoe prognozirovanie: modeli I metodi* [Adaptive forecasting: models and methods]. Voronezh, Voronezh St. Univ. Publ., 1997. (In Russ.)

5. Davnis V.V., Tiniakova V.I. *Adaptivnye modeli: analiz i prognoz v ekonomicheskikh sistemakh* [Adaptive models: analysis and forecasting in economic systems]. Voronezh, Voronezh St. Univ. Publ., 2006. (In Russ.)

6. Davnis V. V., Tiniakova V.I. *Prognoznie modeli ekspertnih predpochtenii* [Forecast models of expert preferences]. Voronezh,

Voronezh St. Univ. Publ., 2005. (In Russ.)

7. Levitsky E.M. *Adaptaciya i modelirovanie ekonomicheskih system* [Adaptation and simulation of economic systems]. Novosibirsk, Science Publ., 1978. (In Russ.)

8. Levitsky E.M. *Adaptivnie ekonomicheskie modeli* [Adaptive econometric models]. Novosibirsk, Science Publ., 1981. (In Russ.)

9. Lukashin Y.P. *Adaptivnie metodi kratkosrochnogo prognozirovaniya* [Adaptive methods of short-term prediction]. Moscow, Statistics Publ., 1979. (In Russ.)

10. Lukashin Y.P. *Adaptivnie metodi kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennih ryadov* [Adaptive methods of short-term prediction of time series]. Moscow, Finances and statistics Publ., 2003. (In Russ.)