УДК 004.538
Создание уникального логотипа при брендировании территории/ Вовк О. В., Некрасова Н. М., Романишена І. В. // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2014. - № 17 (1060).– С.42-50 . – Бібліогр.: 13назв. ISSN 2079-5459
В работе исследован процесс создания территориального бренда, сформулированы основные стадии его разработки. Выделены ключевые направления, которые служат источником идей, при формировании бренда и создании целостной картинки восприятия брендируемой территории.
Ключевые слова: брендинг, визуальная идентификация, логотип, разработка, источник идеи, графическое оформление.

В роботі досліджено процес створення територіального бренду, сформульовано основні стадій при його розробці. Виділено ключові напрямки, які слугують джерелом ідей, при формуванні бренду і створенні цілісної картинки сприйняття брендованої території.
Ключові слова: брендінг, візуальна ідентифікація, логотип, розробка, джерело ідеї, графічне оформлення.

Creation of u design by territorial branding/ Vovk A., Nekrasova N., Romanyshena I. //Bulletin of NTU "KhPI". Series: New desicions of modern technologies. – Kharkov: NTU "KhPI", 2014.-№ 17 (1060).- P.42-50. Bibliogr.: 13. ISSN 2079-5459
Creation processes of a territorial brand is investigated in work, the basic stages of its working out are formulated. Key directions which are source for ideas of brand formation and creation of complete picture of perception territory which branding are allocated.
Keywords: branding, visual identification, a logo, working out, an idea source, graphic registration.

УДК 665.9

Л. Г. РАСКИН, д-р техн. наук, проф., НТУ «ХПИ;
ЯМЕН ХАЗИМ, аспирант, НТУ «ХПИ;
В. А. ГОЛОВКО, аспирант, НТУ «ХПИ

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ НЕЧЕТКО ЗАДАННОГО ВРЕМЕННОГО РЯДА

Рассмотрена задача прогнозирования временного ряда. Построена регрессионная модель ряда и описана технология его прогнозирования для случая, когда наблюдения заданы нечетко.
Ключевые слова: временной ряд, нечеткие наблюдения, регрессионная модель, прогнозирование.

Введение. Задачи управления и принятия решений в технике, экономике, социологии, медицине и т.д. тесно связаны и опираются на технологии прогнозирования случайных процессов. Если такой процесс развивается во времени, то его наблюдения образуют временной ряд. Методы прогнозирования временных рядов зависят от того, каким образом осуществляется обработка наблюдений. В тех случаях, когда важно, чтобы наблюдения процесса проводились в одинаковых условиях, в целях прогнозирования реально может быть использована выборка, содержащая относительно небольшое число наблюдений. При этом для прогнозирования традиционно используют модели регрессионного анализа [1-3].

Стандартная технология прогнозирования временного ряда состоит в построении модели соответствующего процесса путем последовательной реализации нескольких этапов решения задачи.

Этап 1. Отыскание адекватной трендовой модели ряда, учитывающей полиномиальную и гармоническую составляющие, расчет параметров который осуществляется методом наименьших квадратов.

Этап 2. Статистический анализ случайных остатков, получающихся после выделения из наблюдаемого ряда детерминированной трендовой составляющей. Если эти остатки некоррелированы, то реализуется процедура, результатом которой является описание плотности распределения случайных величин остатков. Если же они коррелированы, то необходимо вернуться к первому этапу для уточнения трендовой модели.

Полученные в результате первого и второго этапов аналитические соотношения используются для расчета среднего значения процесса на момент прогноза и интервала, накрывающего истинное его значение с заданной вероятностью. Описанная технология хорошо изучена [1,2] и легко реализуется. Следует заметить, что корректность получаемых при этом результатов обеспечивается только при выполнении некоторых предположений.

П.1. При построении трендовой модели предполагается её линейность по параметрам, то есть она имеет, например, вид

$$y(t) = \sum_{i=0}^{d} a_i t^i + \sum_{k=1}^{p} \left(b_k Sin w_k t + c_k Cos w_k t \right) + \varepsilon(t). \tag{1}$$

П. 2. Ошибка $\varepsilon(t)$ есть случайная величина с нулевым математическим ожиданием.

П. 3. Значения случайной величины $\varepsilon\left(t_{j_1}\right)$ и $\varepsilon\left(t_{j_2}\right)$ в разные моменты времени t_{j_1} и t_{j_2} не коррелированы и имеют одинаковую дисперсию σ^2.

П. 4. Случайная величина $\varepsilon(t)$ для любого t нормально распределена.

П. 5. Совокупность моментов наблюдения $t_{k_1}, t_{k_2}, \ldots$ образует не случайную последовательность.

При использовании этих предпосылок для модели (1), которую в общем случае можно записать следующим образом

$$y\left(t_j\right) = \sum_{i=0}^{m} a_i \varphi_i\left(t_j\right) + \varepsilon\left(t_j\right), \quad j = 1,2,\ldots,n, \tag{2}$$

оценка вектора неизвестных параметров $A^T = \left(a_0, a_1, \ldots, a_m\right)$ определяется соотношением

$$A = \left(H^T H\right)^{-1} H^T Y = GY, \quad G = \left(H^T H\right)^{-1} H^T, \tag{3}$$

где

$$H = \begin{pmatrix} \varphi_0(t_1) & \varphi_1(t_1) & \cdots & \varphi_m(t_1) \\ \varphi_0(t_2) & \varphi_1(t_2) & \cdots & \varphi_m(t_2) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \varphi_0(t_n) & \varphi_1(t_n) & \cdots & \varphi_m(t_n) \end{pmatrix}, \quad A = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \cdots \\ a_m \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} y(t_1) \\ y(t_2) \\ \cdots \\ y(t_n) \end{pmatrix}.$$

Отметим, что нарушение некоторых из перечисленных предпосылок не приводит к существенному усложнению процедуры оценивания. В частности, если дисперсии измерений в разных опытах различны и образуют матрицу

$$D=\begin{pmatrix}\sigma_1^2 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & 0\\ 0 & 0 & \cdots & 0\\ 0 & 0 & 0 & \sigma_n^2\end{pmatrix},$$

то используется обобщенный метод наименьших квадратов, который приводит к [3]

$$\hat{A}=\left(H^T D^{-1} H\right)^{-1} H^T D^{-1} Y = G_D Y. \tag{4}$$

Соотношение вида (4) может быть применено и в случае, когда возмущения $\varepsilon(t_j)$ коррелированы. Пусть, корреляция между измерениями описывается, например, авторегрессией первого порядка

$$\varepsilon(t_j)=\rho\varepsilon(t_{j-1})+V_j, \quad j=2,3,\ldots,n,$$

где ρ – коэффициент корреляции, V_j – взаимно независимые случайные величины с нулевым математическим ожиданием и одинаковой дисперсией σ_V^2, $j=1,2,\ldots,n$.

Тогда, после введения матрицы

$$V=\sigma_V^2\begin{pmatrix}1 & \rho & \cdots & \rho^{n-1}\\ \rho & 1 & \cdots & \rho^{n-2}\\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots\\ \rho^{n-1} & \rho^{n-2} & \cdots & 1\end{pmatrix}=\frac{\sigma_V^2}{1-\rho^2}Q,$$

оценка вектора A определяется формулой [4]

$$A=\left(H^T Q^{-1} H\right)^{-1} H^T Q^{-1} Y. \tag{5}$$

Наибольшие трудности возникают при нарушении гипотезы о нормальности ошибок измерений. Нормальное распределение занимает особое место в теории вероятностей и математической статистике, обусловленное центральной предельной теоремой. Предположение о нормальности – очень существенный фактор в регрессионном анализе, так как при этом его результаты приобретают ряд важных свойств: во-первых, получаемые МНК-оценки совпадают с оценками метода максимума правдоподобия и, во-вторых, обеспечивается корректность использования в анализе стандартных критериев проверки гипотез.

Проведенный в [4] тщательный анализ влияния нарушения предположения о нормальности показал, что появление асимметрии и отклонение в величине эксцесса не слишком существенно сказываются на качестве получаемых оценок коэффициентов уравнения регрессии (2), если отсутствуют грубые ошибки измерений (то есть реальная плотность распределения ошибок измерений не обладает «длинным хвостом»). Вместе с тем, при этом возникает опасность появления ошибок в расчете величин дисперсий оценок регрессионных коэффициентов, что может привести к ухудшению качества прогнозирования объясняемой переменной уравнения (2). Более общая проблема возникает в связи с тем, что в условиях «информационного голода», когда имеющихся измерений не достаточно для адекватного восстановления плотности распределения ошибок измерений, приемлемая точность может быть обеспечена только при оценивании двух первых моментов – математического ожидания и дисперсии оценок. Указанные обстоятельства приводят к необходимости рассмотрения задачи прогнозирования временного ряда в терминах аппарата нечеткой математики, менее требовательного, нежели теоретико-вероятностный.

Постановка задачи. Пусть $\left\{y_1^{(0)}, y_2^{(0)}, \ldots, y_n^{(0)}\right\}$ – набор значений временного ряда, измеренных в моменты времени $\{t_1, t_2, \ldots, t_n\}$ и заданных нечетко своими функциями принадлежности $\mu_j(y_j)$, $j = 1,2,\ldots,n$. Примем, для определенности, что приемлемое аналитическое описание этих функций принадлежности обеспечивается функциями $(L\text{-}R)$-типа в гауссовом базисе, то есть

$$\mu_j(y_j) = \begin{cases} exp\left\{-\dfrac{\left(y_j^{(0)} - y_j\right)^2}{2\alpha_j^2}\right\}, & y_j \le y_j^{(0)}, \\ exp\left\{-\dfrac{\left(y_j - y_j^{(0)}\right)^2}{2\beta_j^2}\right\}, & y_j > y_j^{(0)}, \end{cases} \tag{6}$$

где $y_j^{(0)}$ – мода нечеткого числа y_j, α_j, β_j – левый и правый коэффициенты нечеткости, $j = 1,2,\ldots,n$.

Пусть для описания модели тренда выбрано соотношение (1). Поставим задачу отыскания значения переменной $y(t)$ на момент прогноза t_{np}.

Основной результат. С учетом (1) введем набор регрессоров

$$F_j(t) = \begin{cases} t^i, & i = 0,1,\ldots,d, \\ Sinw_i t, & i = d+1,\ldots,d+p, \\ Cosw_i t, & i = d+p+1,\ldots,d+2p. \end{cases} \tag{7}$$

При этом аналитическое выражение для модели (1) примет вид

$$y(t) = \sum_{i=0}^{m} a_i F_i(t), \quad m = d + 2p + 1. \tag{8}$$

Нечеткие оценки коэффициентов уравнения регрессии (8) в соответствии с (3) вычисляются по формуле

$$\hat{A} = GY = \begin{pmatrix} g_{01} & g_{02} & \cdots & g_{0n} \\ g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ g_{m1} & g_{m2} & \cdots & g_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^{n} g_{0j} y_j \\ \sum_{j=1}^{n} g_{1j} y_j \\ \cdots \\ \sum_{j=1}^{n} g_{mj} y_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \\ \cdots \\ \hat{a}_m \end{pmatrix}.$$

Найдем функции принадлежности нечетких величин $\hat{a}_i$, $i = 0,1,\ldots,m$, используя правила выполнения операций над нечеткими числами $(L\text{-}R)$-типа [5,6].

Пусть $A_{LR} = \langle a_1, \alpha_1, \beta_1 \rangle$, $B_{LR} = \langle a_2, \alpha_2, \beta_2 \rangle$ - нечеткие числа $(L\text{-}R)$-типа. Тогда параметры нечеткого числа $C_{LR} = qA_{LR} = \langle a, \alpha, \alpha \rangle$ вычисляются по формулам

$$a = qa_1, \quad \alpha = q\alpha_1, \quad \beta = q\beta_1;$$

параметры нечеткого числа $C_{LR} = A_{LR} + B_{LR} = \langle a, \alpha, \alpha \rangle$ вычисляются по формулам

$$a = a_1 + a_2, \quad \alpha = \alpha_1 + \alpha_2, \quad \beta = \beta_1 + \beta_2;$$

параметры нечеткого числа $C_{LR} = A_{LR} \cdot B_{LR} = \langle a, \alpha, \alpha \rangle$ вычисляются по формулам

$$a = a_1 \cdot a_2, \quad \alpha = |a_1|\alpha_2 + |a_2|\alpha_1, \quad \beta = |a_1|\beta_2 + |a_2|\beta_1,$$

Тогда

$$\mu_i(\hat{a}_i) = \begin{cases} exp\left\{-\dfrac{\left(a_i^{(0)} - \hat{a}_i\right)^2}{2\hat{\alpha}_i^2}\right\}, & \hat{a}_i \le a_i^{(0)}, \\ exp\left\{-\dfrac{\left(\hat{a}_i - a_i^{(0)}\right)^2}{2\hat{\beta}_i^2}\right\}, & \hat{a}_i > a_i^{(0)}, \end{cases}$$

где $a_i^{(0)} = \sum_{j=1}^{n} g_{ij} y_j^{(0)}$, $\hat{\alpha}_i = \sum_{j=1}^{n} g_{ij}^2 \alpha_j$, $\hat{\beta}_i = \sum_{j=1}^{n} g_{ij}^2 \beta_j$.

Процедуру возможного отсеивания малозначимых факторов построим следующим образом. Зададим некоторый достаточно высокий уровень значимости γ для каждого из нечетких чисел $\hat{a}_i$, $i = 0,1,\ldots,m$. Решим теперь уравнения

$$\mu(\hat{a}_i) = \gamma, \quad i = 0,1,\ldots,m$$

Корни этого уравнения для конкретного i равны

$$\hat{a}_{i,1} = a_i^{(0)} - \hat{\alpha}_i \sqrt{2ln\frac{1}{\gamma}}, \quad \hat{a}_{i,2} = a_i^{(0)} + \hat{\beta}_i \sqrt{2ln\frac{1}{\gamma}},$$

задают интервал нечетких чисел $\hat{a}_i$, уровень принадлежности которых нечеткому множеству, определяющему коэффициент при регрессоре F_i, не ниже γ. Поэтому, если интервал $\left[\hat{a}_{i,1}, \hat{a}_{i,2}\right]$ не захватывает нуль, то регрессор F_i значим с уровнем принадлежности не ниже γ. В противном случае следует считать, что фактор F_i не значим, и соответствующее слагаемое может быть из уравнения регрессии (8) удалено. В соответствии с этим введем множество $I_0 \subset \{0,1,2,\ldots,m\}$, содержащее номера только значимых слагаемых в уравнении (8). Тогда это уравнение примет вид

$$\hat{y}(t) = \sum_{i \in I_0} \hat{a}_i F_i(t). \tag{9}$$

Получим теперь функцию принадлежности нечеткого числа $y(t)$.

$$\mu_i(\hat{y}(t)) = \begin{cases} exp\left\{-\dfrac{\left(y^{(0)}(t) - y(t)\right)^2}{2D_1}\right\}, & y(t) < y^{(0)}(t), \\ exp\left\{-\dfrac{\left(y(t) - y^{(0)}(t)\right)^2}{2D_2}\right\}, & y(t) > y^{(0)}(t), \end{cases} \tag{10}$$

где $y^{(0)}(t) = \sum_{i \in I_0} \hat{a}_i^{(0)} F_i(t)$, $D_1 = \sum_{i \in I_0} F_i^2(t) \alpha_i^2$, $D_2 = \sum_{i \in I_0} F_i^2(t) \beta_i^2$.

Стандартная процедура проверки адекватности регрессионных моделей конструктивно использует предположение о нормальности закона распределения ошибок измерения и, поэтому, в рассматриваемой ситуации непригодна. В связи с этим выполним проверку адекватности модели (9) следующим образом. Выберем достаточно высокое значение уровня принадлежности γ (например, $\gamma = 0{,}9$), и для каждого значения j независимо решим уравнение $\mu(y(t_j)) = \gamma$, $j = 1,2,\ldots,n$. Корни этого уравнения $\hat{y}_1(t_j) = y^{(0)}(t_j) - \sqrt{2D_1 ln\frac{1}{\gamma}}$, $\hat{y}_2(t_j) = y^{(0)}(t_j) + \sqrt{2D_2 ln\frac{1}{\gamma}}$ определяют интервалы $\{[\hat{y}_1(t_1), \hat{y}_2(t_1)], [\hat{y}_1(t_2), \hat{y}_2(t_2)], \ldots, [\hat{y}_1(t_n), \hat{y}_2(t_n)]\}$. Если теперь для всех моментов наблюдения t_j выполняются неравенства

$$\hat{y}_1(t_j) \le y_j^{(0)} \le \hat{y}_2(t_j), \quad j = 1,2,\ldots,n,$$

то модель (9) будем считать адекватной. В противном случае гипотеза от адекватности модели должна быть отклонена.

В случае адекватности модели (9), она может быть использована для прогнозирования временного ряда на момент $t_{пр}$. При этом может быть вычислено ожидаемое значение переменной

$$y(t_{пр}) = \sum_{i \in I_0} \hat{a}_i F(t_{пр}),$$

а также интервал $\left[y^{(0)}(t_{пр}) - \sqrt{2D_1(t_{пр}) ln\frac{1}{\gamma}}, y^{(0)}(t_{пр}) + \sqrt{2D_2(t_{пр}) ln\frac{1}{\gamma}} \right]$, накрывающий нечеткое число $y(t_{пр})$ с уровнем принадлежности не ниже γ.

Выводы. Предложена методика прогнозирования временного ряда, заданного совокупностью нечетких отсчетов с известными функциями принадлежности. Рассмотрены процедуры оценки нечетких значений коэффициентов регрессионной модели временного ряда, проверки уровня значимости этих коэффициентов, а также проверки адекватности полученной модели. Для адекватной модели предложены соотношения, определяющие ожидаемое значение ряда на момент прогноза, и интервал, задающий нечеткое множество чисел «близких к значению наблюдаемой переменной на момент прогноза» с уровнем принадлежности не ниже заданного.

Список литературы: **1.** *Бокс Дж.* Анализ временных рядов. Прогноз и управление: Пер. с англ. / *Дж. Бокс*, *Г. Дженкинс*. – М.: МИР, 1974.-197с. **2.** *Вартанян В.М.* Моделирование динамических процессов по временным рядам / *В.М. Вартанян*, *Ю.А. Романенков*, *Д.С. Ревенко*, *В.Ю. Кащеева*. – Х.: НАУ им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», 2012.-206с **3.** *Себер Дж.* Линейный регрессионный анализ: Пер. с англ. / *Дж. Себер*. – М.: МИР, 1980. **4.** *Вучков И.* Прикладной линейный регрессионный анализ: Пер. с болг. / *И. Вучков, Л. Бояджиева, Е.Солаков*. – М.: Финансы и статистика, 1987.-239с **5.** *Дюбуа Д.* Теория возможностей. Приложение к представлению знаний в информатике: Пер. с фр. / *Д. Дюбуа, А. Прад* . – М.: Радио и связь, 1990.-286с **6.** *Раскин Л. Г.* Нечеткая математика. Основы теории. Приложения / *Л. Г. Раскин, О.В. Серая*. – Х.: Парус, 2008.-352с

Bibliography (transliterated): **1.** *Boks, Dzh., Dzhenkins, G.* (1974). Analiz vremennyh rjadov. Prognoz i upravlenie. Mir, 197. **2.** *Vartanjan, V. M., Romanenkov, Ju. A., Revenko, D. S., Kashheeva, V. Ju.* (2012). Modelirovanie dinamicheskih processov po vremennym rjadam. NAU im. N.E. Zhukovskogo «HAI», 206. **3.** *Seber, Dzh.* (1980). Linejnyj regressionnyj analiz. Mir. **4.** *Vuchkov, I., Bojadzhieva, L., Solakov, E.* (1987). Prikladnoj linejnyj regressionnyj analiz. Finansy i statistika, 239. **5.** *Djubua, D., Prad, A.* (1990). Teorija vozmozhnostej. Prilozhenie k predstavleniju znanij v informatike. Radio i svjaz', 286. **6.** *Raskin, L. G., Seraja, O. V.* (2008). Nechetkaja matematika. Osnovy teorii. Prilozhenija. Parus, 352.

Поступила (received) 12.03.2014

УДК 665.9

Прогнозирование нечетко заданного временного ряда/ Л. Г. Раскин, Хазим Ямен , В. А. Головко // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2014. - № 17 (1060).– С.50-56 . – Бібліогр.: 6 назв. ISSN 2079-5459

Рассмотрена задача прогнозирования временного ряда. Построена регрессионная модель ряда и описана технология его прогнозирования для случая, когда наблюдения заданы нечетко.

Ключевые слова: временной ряд, нечеткие наблюдения, регрессионная модель, прогнозирование.

Розглянуто задачу прогнозування часового ряду. Побудована регресійна модель ряду і описана технологія його прогнозування для випадку, коли спостереження задані нечітко.

Ключові слова: часовий ряд, нечіткі спостереження, регресійна модель, прогнозування.

Prediction of fuzzy given time series/ L.G. Raskin, Hazim Jamen, V.A. Golowko //Bulletin of NTU "KhPI". Series: New desicions of modern technologies. – Kharkov: NTU "KhPI", 2014.-№ 17 (1060).- P.50-56. Bibliogr.: 6. ISSN 2079-5459

Researches of humidity of wood and polymeric composites on the basis of a waste of polypropylene and an organic waste and its influence on technical characteristics on samples are carried out.

Keywords: time series, fuzzy observations, the regression model, prediction.

УДК 65.012.123

Д. О. МАРКОЗОВ , канд. техн. наук, доц., ХНАДУ, Харків

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ОПТИМІЗАЦІЇ ВАРТОСТІ І ТЕРМІНУ УПРАВЛІННЯ БАГАТОНОМЕНКЛАТУРНИМИ ЗАПАСАМИ

Розроблена математична модель оптимізації управління багатономенклатурними запасами в умовах невизначеності. Демонструється, що використання даної моделі дозволяє одночасно скоротититермін виконання робіт та мінімізувати загальну вартість проекту, а отже підвищити ефективність роботи підприємства.

Ключові слова: математична модель, невизначеність, оптимізація, багатономенклатурний запас.

Вступ. При функціонуванні більшості торговельних організацій існує проблема в ефективному управлінні запасами. Однією з найбільш складних задач є необхідність скорочення витрат і термінів виконання робіт.

У зв'язкуіз цим актуальність даного дослідження обумовлена тим, що без розробки адекватної сучасним умовам математичної моделі та алгоритму управління багатономенклатурними запасами неможлива ефективна робота торговельної організації.

Аналіз публікацій. В сучасних умовах складної та мінливої економічній ситуації задача оптимізації прийняття рішень з управління багатономенклатурними запасами є досить актуальною як в середовищі вчених, так і в бізнесі. Проблемі багатокритеріальної оптимізації в умовах невизначеності присвячені роботи В.П. Бочарнікова [1], Е.Г. Петрова [2], Л.Г. Раскіна, П.Є. Пустовойта [3], М. Сявавко [4]. Також розроблені базові моделі управління запасами [5 – 7].