$$r_i = \left(r_{\min}, \bar{r}_i, r_{\max}\right).$$

Такой подход позволит будущему инвестору рассчитать все ключевые параметры инвестиционного проекта не приближенно, а на основе аналитических соотношений.

При осуществлении операций с нечеткими числами следует применять достаточно хорошо развитый аппарат интервальных вычислений.

Можно еще далее продолжать перечень актуальных экономических задач, решаемых с помощью различных методов теории нечетких множеств, но важно заметить следующее: задача совершенствования управления экономикой и ее важнейшим звеном – предприятием на базе экономико-математических методов является одной из главнейших практических и научных проблем современного этапа экономического развития. И теория нечетких множеств, нечеткая логика в ее решении играет ведущую роль.

К ВОПРОСУ О МОДЕЛИРОВАНИИ ИНФЛЯЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В РЕСПУБЛИКЕ БЕЛАРУСЬ

Смоглюков Н.И., Панфилова Е.П.
УО «Бобруйский филиал БГЭУ»

В процессах анализа, регулирования и прогнозирования инфляции основную роль играет моделирование. По длительности рассматриваемого периода времени различаются модели краткосрочного (до года), среднесрочного (до 5 лет), долгосрочного (10-15 и более лет) прогнозирования и планирования.

Точность прогнозов зависит как от объективных условий, таких как природа прогнозируемой переменной и длина горизонта прогнозирования, так и от атрибутов самого прогнозиста, таких как теория, которой он следует (монетаристский или кейнсианский подход и т.п.), и методика, посредством которой эта теория используется для построения количественного прогноза

Главная цель эконометрического анализа временных рядов состоит в построении по возможности простых и экономично параметризованных моделей, адекватно описывающих имеющиеся ряды наблюдений.

Эффективный подход к решению задач кратко- и среднесрочного автопрогноза – это прогнозирование, основанное на использовании «подогнанных» (идентифицированных) моделей типа *ARIMA(p, D, q)*, включая, в качестве частных случаев, и модели *AR-, MA- и ARMA*.

Модель ARIMA(p,D,q)(Ps,Ds,Qs) - мультипликативная сезонная модель авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС). В дополнении к несезонным параметрам, в модель вводятся сезонные АРПСС параметры для определения задержки, устанавливаемой на этапе идентификации порядка модели. Аналогично параметрам простой модели АРПСС, эти параметры называются: сезонная авторегрессия (*Ps*), сезонная разность (*Ds*) и сезонное скользящее среднее (Qs). Например, модель *(1,1,1)(1,1,0)* с сезонным лагом $S=12$, построенная по цепным индексам потребительских цен за 1996-2002 г.г., включает 1 параметр авторегрессии (p), $\phi_1=0.2666$, 1 параметр скользящего среднего (q), $\theta_1=0.9707$ и 1 параметр сезонной авторегрессии (Ps) $\Phi_1=0.3427$. Все полученные параметры значимы (рис. 1).

	Input: INFT (Inf) *Transformations:* ln(x),D(1),D(1) Model:(1,1,1)(1,1,0) Seasonal lag: 12 MS Residual=,00054					
Paramet.	**Param.**	Asympt. Std.Err.	Asympt. t(79)	p	Lower 95% Conf	Upper 95% Conf
p(1)	0,266633	0,113537	2,34843	0,021354	0,040643	0,492623
q(1)	0,970706	0,025455	38,13402	0,000000	0,920039	1,021373
Ps(1)	0,342727	0,110388	3,10473	0,002644	0,123004	0,562449

Рис. 1. Таблица оценок параметров *ARIMA*

В общем, виде данная модель записывается так.

$$\phi(B)\Phi(B^S)\nabla^D\nabla_S^D z_t = \theta(B)\Theta(B^S)a_t,$$

где : S – сезонный лаг; D – порядок взятия разности как сезонной, так и обычной; $z = \ln(Inf_t)$; $\nabla_S z_t = (1-B^S)z_t = z_t - z_{t-S}$; $\nabla_S^D z_t = (1-B^S)^D z_t$; $\nabla^D = (1-B)^D$; $Bz_t = z_{t-1}$;

$$\phi(B) = 1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-...-\phi_p B^p;$$
$$\Phi(B^S) = 1-\Phi_1 B-\Phi_2 B^2-...-\Phi_P B^P;$$
$$\theta(B) = 1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-...-\theta_q B^q;$$
$$\Theta(B^S) = 1-\Theta_1 B-\Theta_2 B^2-...-\Theta_Q B^Q$$

Так как модель порядка *(1,1,1)(1,1,0)*, то ее можно представить так.

$$(1-\phi_1 B)(1-\Phi_1 B^S)(1-B)^D(1-B^S)^D z_t = (1-\theta_1 B)a_t$$
$$(1-0.2666B)(1-0.3427B^S)(1-B)(1-B^S)z_t = (1-0.9707B)a_t$$

Выразив из последнего уравнения $\hat{z}_t$ и учитывая, что в момент времени t, $a_t=0$, а $a_{t-1} = z_{t-1} - \hat{z}_{t-1}$, можно получать прогнозные значения Inf_t, которые представлены на графике (рис. 2) с января по июнь месяц 2003 года.

Модели ARIMA дают хорошие стандарты, на которые следует ориентироваться при построении прогноза, учитывающего и дополнительную информацию. Методы автопрогноза, основанные на анализе временных рядов, экстраполируют имеющийся в наличии ряд только на основании информации, содержащейся в нем самом. Такого рода прогноз может оказаться эффективным лишь в кратко- и, максимум, в среднесрочной перспективе. Серьезное решение задач долгосрочного прогнозирования требует использования комплексных подходов.

Рис. 2. Инфляция в Республике Беларусь

УЛЬТРАМЕТРИЧЕСКИЙ ПОДХОД В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Пигулевский М.В., Радченко В.В., PhD
УО «Белорусский Государственный Университет», VR Consalting International

Современная экономическая теория основывается на использовании архимедовой математики. Достижения экономической теории бесспорны, однако существуют серьезные проблемы во многих ее областях, решение которых затрудняется ограниченностью самой основы современной экономической теории – архимедовой математики. Анализ неархимедовых числовых полей и приложения этого анализа к экономике представляются перспективным направлением преодоления многих из существующих в настоящее время проблем.

Ультраметрический подход к описанию экономических явлений в значительной степени является альтернативным к стандартному подходу, основанному на вещественном анализе. Напомним, что поле вещественных чисел R является архимедовой числовой системой. В R выполняется аксиома Архимеда: