

НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УРОЖАЙНОСТИ

Т. Ф. Бекмуратов, Д. Т. Мухамедиева*, О. Ж. Бобомурадов*

Научно-исследовательский институт “Алгоритм-Инжиниринг” АН РУз,
100125, Ташкент, Узбекистан

*Институт математики и информационных технологий АН РУз,
100125, Ташкент, Узбекистан

УДК 004.827:004.89

Рассмотрены задачи построения модели прогнозирования урожайности при нечетко заданной исходной информации с использованием механизмов и процедур систем нечеткого логического вывода. Описана модель прогноза, основанная на нечетких моделях типа модели Сугэно и реализованная в виде нечетких баз знаний. Приводятся результаты вычислительного эксперимента по оценке эффективности предложенной модели прогнозирования.

Ключевые слова: модель прогнозирования, нечеткое множество, правила продукций, нечеткий вывод, база знаний, экспертная матрица знаний, алгоритм, альтернатива, принятие решений.

We consider the problem of constructing models for forecasting yield with vaguely defined baseline information using the mechanisms and procedures for systems of fuzzy inference. Describe a prediction model based on the fuzzy Sugeno-type models and implemented in the form of fuzzy knowledge bases. The results of computational experiment to assess the effectiveness of the proposed model prediction.

Key words: forecast model, fuzzy set, the rules of productions, fuzzy inference, knowledge base, expert knowledge of the matrix, algorithm, alternative decision-making.

Введение. Прогнозирование является важным компонентом современных информационных технологий принятия решений (ПР) при проектировании сложных систем (топливно-энергетических, водохозяйственных, агротехнических, информационно-коммуникационных и т. д.) и управлении ими в условиях неопределенности. Эффективность того или иного решения оценивается по событиям, возникающим уже после его принятия и реализации. Поэтому прогнозирование и оценка последствий реализации (исходов) альтернатив принимаемых решений на этапе их формирования и анализа позволяют осуществить более правильный выбор решения и значительно снизить риски наступления неблагоприятных исходов.

Предметом исследований данной работы является задача прогнозирования урожайности хлопчатника в зависимости от различных исходных условий: режимов орошения и внесения минеральных удобрений, типов почв и селекционных сортов хлопчатника, погодных условий.

Рассматриваемые задачи прогнозирования характеризуются неопределенностью параметров внешней среды: неполнотой исходных данных, неточностью и нечеткостью (размытостью) их значений, изменчивостью погодных условий, воздействием субъективных факторов. Эффективность прогноза в таких условиях определяется вытекающей из практических соображений степенью адекватности используемых моделей, позволяющих осуществлять прогнозирование не с идеальной точностью, а в пределах заданных погрешностей. Поэтому при формировании и оценке исходных данных для моделей прогнозирования следует использовать принцип разумной полноты и точности, определяемой степенью сложности анализируемого процесса. Это обусловлено тем, что вследствие объективно существующих ограничений на точность получения исходных данных невозможно уменьшить погрешность

прогнозирования ниже определенного уровня, независимо от того, какая модель прогнозирования применяется.

Для решения задач прогнозирования в условиях определенности и стохастичности используются известные методы и алгоритмы: экстраполяции экспериментальных данных и статистические, использующие параметрические модели.

В условиях, когда исходные факторы задаются в виде размытых (нечетких) характеристик, для прогнозирования применяются другие подходы, основанные на интеллектуальных технологиях “мягких вычислений” (“soft computing”), в частности основанные на использовании теории нечетких множеств [1-7].

Результаты решения задач прогнозирования обычно представляются в виде вариантов (альтернатив) исходов и оценок решений, которые могут быть приняты и реализованы в условиях неопределенности в исходных состояниях среды. Задачи ПР можно подразделять, например, по типу неопределенностей. Один из вариантов такой классификации задач ПР приведен в [8].

Применение теории нечетких множеств для моделирования задач прогнозирования урожайности хлопчатника имеет ряд преимуществ, наиболее важными из которых являются следующие:

1. Результативность при решении неформализованных или плохо формализованных задач, к числу которых относятся исследуемые задачи прогнозирования.

2. Устойчивость к частым изменениям состояний и характера воздействий внешних факторов среды.

3. Результативность при работе с большим объемом противоречивой информации. Использование нечетко-множественного подхода позволяет автоматически учитывать скрытые закономерности и нелинейные зависимости между анализируемыми данными. Это особенно важно, в частности, для предварительного анализа или отбора исходных данных, выявления “выпадающих фактов” или грубых ошибок при принятии решений.

4. Результативность при работе с неполной и “зашумленной” информацией, а также с информацией, оцениваемой на интуитивном уровне.

В данной работе ставится и решается задача разработки и оценки эффективности нечетко-множественной модели прогнозирования урожайности хлопчатника различных селекционных сортов в условиях нечетко заданных типов почв, режимов полива и внесения удобрений, а также погодных условий.

1. Формулировка общей задачи. При аналитическом моделировании прогноза урожайности хлопчатника в нечеткой среде используем следующие обозначения: k — индекс, соответствующий типу почвы; i — индекс, соответствующий типу селекционного сорта хлопчатника; j — индекс, соответствующий режиму внесения удобрения; Y_{kij}^{Π} — прогнозная урожайность селекционных сортов хлопчатника (i -го типа сорта для k -го типа почвы и j -го режима внесения удобрений); Y_{kij} — фактическая урожайность хлопчатника; μY_{kij} — функция принадлежности нечеткой переменной “урожайность хлопчатника”; v_{kij} — коэффициент прогноза; Π_{kij} — нечеткая переменная “погодные условия посевного периода”; $\mu \Pi_{kij}$ — функция принадлежности нечеткой переменной Π_{kij} ; BO_{kij} — нечеткая переменная “водообеспеченность”; μBO_{kij} — функция принадлежности нечеткой переменной BO_{kij} ; B_{kij} — нечеткая переменная “погодные условия вегетационного периода”; μB_{kij} — функция принадлежности нечеткой переменной B_{kij} ; $YБ_{kij}$ — нечеткая переменная “погодные условия уборочного периода”; $\mu YБ_{kij}$ — функция принадлежности нечеткой переменной $YБ_{kij}$.

В общем виде аналитическая зависимость прогнозной урожайности хлопчатника от типов селекционных сортов и почв, а также от климатических условий, режимов водообеспечения и внесения удобрений, полученная при помощи экспертов в нечеткой среде, описывается выражением

$$Y_{kij}^{\Pi} = \left(\sum_{s=1}^m \bar{Y}_{kij}^s \mu Y_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu Y_{kij}^r \right) (1 - v_{kij}), \quad (1)$$

где v_{kij} — коэффициент прогноза, определяемый по формуле

$$\begin{aligned} v_{kij} = & 0,01\rho_1 \left(1 - \sum_{s=1}^m \mu \Pi_{kij}^s \Pi_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu \Pi_{kij}^r \right) \left(1 - 0,3 \sum_{s=1}^m \mu BO_{kij}^s BO_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu BO_{kij}^r - \right. \\ & \left. - 0,7 \sum_{s=1}^m \mu B_{kij}^s B_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu B_{kij}^r \right) + 0,01\rho_2 \left(1 - \sum_{s=1}^m \mu B_{kij}^s B_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu B_{kij}^r \right) + \\ & + 0,01\rho_4 \left(1 - \sum_{s=1}^m \mu BO_{kij}^s BO_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu BO_{kij}^r \right) \left(1 - 0,4 \sum_{s=1}^m \mu B_{kij}^s B_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu B_{kij}^r - \right. \\ & \left. - 0,2 \sum_{s=1}^m \mu \Pi_{kij}^s \Pi_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu \Pi_{kij}^r \right) + 0,01\rho_3 \left(1 - \sum_{s=1}^m \mu Y_{kij}^s Y_{kij}^s / \sum_{r=1}^m \mu Y_{kij}^r \right) \quad (2) \end{aligned}$$

(воздействие факторов влияния на изменение урожайности происходит за счет погодных условий при севе — на ρ_1 %, при вегетации — на ρ_2 %, при уборке — на ρ_3 % и при необеспеченности водой — на ρ_4 %).

Значение степени воздействия погодных условий, определенное на основе многолетних наблюдений, вычисляется с использованием процедур дефазификации по формулам

$$\rho_i = \sum_{s=1}^m \rho_i^s \mu_{\rho_i^s} / \sum_{r=1}^m \mu_{\rho_i^r}, \quad i = \overline{1, 4}.$$

Здесь $\sum_{s=1}^m \mu_{\rho_i^s} / \rho_i^s$ — нечеткие множества; $\rho_i^s = \{\rho_i^1, \dots, \rho_i^m\}$ — множества значений ρ_i ; $\mu_{\rho_i^s}$ — функции принадлежности ρ_i^s , задаваемые выражениями

$$\begin{aligned} \mu_{\rho_1^s} &= 1/(1 + |\rho_1 - 4|), & \mu_{\rho_3^s} &= 1/(1 + |\rho_3 - 10|), \\ \mu_{\rho_2^s} &= 1/(1 + |\rho_2 - 7|), & \mu_{\rho_4^s} &= 1/(1 + |\rho_4 - 12|). \end{aligned}$$

Если погодные условия при севе будут благоприятными, то изменение урожайности хлопчатника не прогнозируется. Наоборот, при неблагоприятных погодных условиях при севе урожайность хлопчатника изменяется на ρ_1 % в зависимости от дальнейших погодных условий при вегетационном периоде и водообеспеченности. Возможное изменение урожайности хлопчатника ρ_1 % вследствие неблагоприятных погодных условий в посевном периоде может быть компенсировано нормальной водообеспеченностью, благоприятными погодными условиями в вегетационном периоде при своевременном выполнении комплекса агротехнологических мероприятий.

Влияние режима внесения удобрений на урожайность зависит от водообеспеченности и погодных условий в вегетационном периоде. При нормальной водообеспеченности и благоприятных погодных условиях в вегетационном периоде питательные вещества осваиваются

на $\delta\%$. А при недостатке воды и ухудшении погодных условий влияние питательных веществ на формирование урожая хлопчатника снижается. Пусть γ — процент снижения урожайности за счет недовнесения удобрений. Это изменение происходит на $\alpha\%$ за счет нехватки воды и на $\beta\%$ за счет неблагоприятных погодных условий в вегетационном периоде.

На основании данных о расходе минеральных удобрений для получения урожая хлопка можно предположить, что увеличение количества внесенного удобрения на величину ΔNPK_{kij} дает прибавку урожая на величину ΔY_{kij} . С учетом степени водообеспеченности и благоприятности погодных условий в вегетационном периоде поправочный коэффициент урожайности по минеральным удобрениям составляет

$$\Delta Y_{kij} = \lambda \delta \{ NPK_{kij} [1 - 0,0001 \gamma (\alpha (BO_{kij} - 1) + \beta (B_{kij} - 1))] - NPK_{kij} [1 - 0,0001 \gamma (\alpha (BO_{kij} - 1) + \beta (B_{kij} - 1))] \}.$$

Здесь $\alpha, \beta, \delta, \gamma, \lambda$ — параметры, зависящие от типа почвы, внесенной дозы удобрений, сорта хлопчатника и являющиеся нечеткими числами. Значения этих параметров определяются с помощью процедур дефазификации

$$\alpha = \frac{\sum_{s=1}^m \mu_{\alpha}^s \alpha_{\alpha}^s}{\sum_{r=1}^m \mu_{\alpha}^r}, \quad \beta = \frac{\sum_{s=1}^m \mu_{\beta}^s b_{\beta}^s}{\sum_{r=1}^m \mu_{\beta}^r}, \quad \delta = \frac{\sum_{s=1}^m \mu_{\delta}^s \delta_{\delta}^s}{\sum_{r=1}^m \mu_{\delta}^r},$$

$$\gamma = \frac{\sum_{s=1}^m \mu_{\gamma}^s \gamma_{\gamma}^s}{\sum_{r=1}^m \mu_{\gamma}^r}, \quad \lambda = \frac{\sum_{s=1}^m \mu_{\lambda}^s \lambda_{\lambda}^s}{\sum_{r=1}^m \mu_{\lambda}^r},$$

функции принадлежности которых задаются выражениями

$$\mu_{\alpha} = 1/(1 + |\alpha - 60|), \quad \mu_{\beta} = 1/(1 + |\beta - 25|),$$

$$\mu_{\gamma} = 1/(1 + |\gamma - 30|), \quad \mu_{\delta} = 1/(1 + |\delta - 0,4|).$$

Например, согласно данным многолетних наблюдений и заключениям экспертов на орошаемой почве — типичном сероземе при внесении азотных удобрений (N) — 200 кг/га, фосфорных (P_2O_5) — 140 кг/га, калийных (K_2O) — 100 кг/га:

— сорт С-4727 даст прибавку урожая на λ ц/га с функцией принадлежности

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 21,7|);$$

— сорт Ташкент-1 даст прибавку урожая на λ ц/га с функцией принадлежности

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 15,6|);$$

— сорт 108-Ф даст прибавку урожая на λ ц/га с функцией принадлежности

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 17,7|);$$

— сорт 159-Ф даст прибавку урожая на λ ц/га с функцией принадлежности

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 11,8|).$$

2. Постановка задачи. В общем виде задача прогнозирования в условиях неопределенности формулируется следующим образом.

Заданы: $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ — входные параметры, характеризующие значения внешней среды прогнозируемой ситуации и описывающие варианты решений; $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ — выходные параметры, характеризующие значения прогнозируемой ситуации и описывающие возможные последствия (исходы) в результате реализации решений; $W = (W_1, W_2, \dots, W_l)$ — параметры оценок решений и их исходов; $P = (P_1, P_2, \dots, P_k)$ — параметры неопределенности во входных и выходных параметрах и их оценках.

Требуется: построить модель прогнозирования

$$M_{prog} = \langle X, Y, W, P \rangle. \quad (3)$$

Модель прогнозирования (3) включает:

— модель проблемной ситуации прогнозирования

$$M_Y = \langle X, Y, P_{Y,X} \rangle;$$

— модель оценки прогнозных значений Y

$$M_W = \langle M_Y, W, P_{W,Y} \rangle. \quad (4)$$

Здесь $P_{Y,X}$ — параметры неопределенности входных и выходных параметров; $P_{W,Y}$ — параметры неопределенности оценок Y ; $P = (P_{Y,X}, P_{W,Y})$.

Модель (4) реализует отображение $F : (X, W, P) \rightarrow Y$. С учетом этого рассматриваемую задачу прогнозирования обобщенно можно представить в виде

$$Y = F(X, W, P). \quad (5)$$

Оператор F при наличии параметров неопределенности $P = (P_{Y,X}, P_{W,Y})$ представляется, как правило, в виде мягких моделей. Наиболее распространенными моделями такого типа являются продукционные и нейросетевые модели, входные и выходные параметры которых представляются в виде нечетких термов.

3. Модель прогнозирования урожайности. В работе исследуется задача прогнозирования урожайности хлопчатника, в которой структура общей модели (5) описывается нечеткой моделью типа модели Сугэно [4, 9]. В рассматриваемой постановке предлагаемая модель представляется совокупностью нечетких правил продукций (лингвистических высказываний) следующего вида:

$$\begin{aligned} & \text{если } [(x_1 = a_1^{j1}) \text{ и } (x_2 = a_2^{j1}) \text{ и } \dots \text{ и } (x_n = a_n^{j1})] \text{ (с весом } w_{j1}) \\ & \text{или } [(x_1 = a_1^{j2}) \text{ и } (x_2 = a_2^{j2}) \text{ и } \dots \text{ и } (x_n = a_n^{j2})] \text{ (с весом } w_{j2}) \\ & \vdots \\ & \text{или } [(x_1 = a_1^{jp_j}) \text{ и } (x_2 = a_2^{jp_j}) \text{ и } \dots \text{ и } (x_n = a_n^{jp_j})] \text{ (с весом } w_{jp_j}), \\ & \vdots \\ & \text{или } [(x_1 = a_1^{jk_j}) \text{ и } (x_2 = a_2^{jk_j}) \text{ и } \dots \text{ и } (x_n = a_n^{jk_j})] \text{ (с весом } w_{jk_j}), \\ & \text{то } y_j = b_{j,0} + b_{j,1}x_1 + b_{j,2}x_2 + \dots + b_{j,n}x_n \text{ для всех } j = \overline{1, m}, \end{aligned} \quad (6)$$

где $j = \overline{1, m}$ — номер правила; $a_i^{jp_j}$ — лингвистический терм, которым оценивается переменная x_i в строке-конъюнкции с номером $p_j = \overline{1, k_j}$ j -го правила; k_j — количество строк-конъюнкций, соответствующих классу заключений y_j , значения которых оцениваются лингвистическим термом d_j ; w_{jp_j} — число в диапазоне $[0, 1]$, которое характеризует вес высказывания с номером jp_j ; x_i ($i = \overline{1, n}$) — входные переменные; y_j — выходная переменная (прогнозное значение урожайности).

В рассматриваемой модели (6) входные переменные x_1 (погодные условия при севе), x_2 (водообеспеченность), x_3 (погодные условия при вегетации), x_4 (погодные условия при уборке) соответствуют нечетким переменным Π_{kij} , BO_{kij} , B_{kij} , YB_{kij} модели прогнозирования урожайности общего вида (1).

В общем случае в качестве термов для оценки входных и выходных параметров нечетких моделей прогнозирования используются квантификаторы типа: очень низкий (ОН), низкий (Н), ниже среднего (НС), средний (С), выше среднего (ВС), высокий (В), очень высокий (ОВ). Система продукционных правил (6), описывающая модель прогнозирования общего вида (1), представляется в нечеткой базе знаний (НБЗ) систем принятия решений по прогнозной оценке урожайности.

Модели правил продукции в системах нечеткого логического вывода (НЛВ) удобно представлять в виде таблиц продукций (ТП), поскольку они позволяют формализовать процедуры проверки корректности используемых правил и конструирования алгоритмов поиска и формирования выводов. Кроме того, табличные модели предоставляют возможность оперативного пополнения и актуализации знаний о предметной области, корректировки и модификации стратегий поиска решений в зависимости от характера изменяющихся условий и целей решаемых задач. Более подробно эти вопросы рассмотрены в [10].

В НБЗ система продукционных правил (6) представляется в виде одной из модификаций ТП, называемой экспертной матрицей знаний (ЭМЗ). В табл. 1 представлен фрагмент структуры ЭМЗ.

Номер правила в ЭМЗ отображает зависимость термов выходного (прогнозируемого) параметра модели (6) от исходных условий сева и вегетации сельхозкультуры. Исходные условия, в свою очередь, описываются конкретной комбинацией (из всех возможных) значений термов входных переменных модели (6).

Система продукционных правил (6), отражающих эвристические представления экспертов об исследуемой задаче прогнозирования данной предметной области, составляет ядро систем НЛВ, которые являются основным интеллектуальным компонентом систем поддержки принятия решений (СППР) по прогнозной оценке урожайности сельхозкультур в условиях неопределенности режимов сева и вегетации.

4. Алгоритм построения модели типа модели Сугэно. Для идентификации коэффициентов полиномов, описывающих заключения в правилах (6), формируются множества пар (X_{jr}, y_{jr}) обучающих выборок. Здесь $X_{jr} = (x_{jr,1}, x_{jr,2}, \dots, x_{jr,n})$ — входной вектор; y_{jr} — соответствующий выход в r -й паре обучающей выборки j -го правила ($r = \overline{1, M}$).

Требуется найти такие значения коэффициентов $B = (b_{1,0}, b_{2,0}, \dots, b_{m,0}, b_{1,1}, b_{2,1}, \dots, b_{m,1}, \dots, b_{1,n}, b_{2,n}, \dots, b_{m,n})^T$ заключений y_j правил (6), которые обеспечивают минимум квадратичной невязки

$$\sum_{r \in M} (y_{jr} - y_{jr}^f)^2 \rightarrow \min, \quad j = \overline{1, m}. \quad (7)$$

Здесь y_{jr}^f — значения выходного параметра, получаемые в результате выполнения опера-

Таблица 1

Структура экспертной матрицы знаний

Номер правила j	Номер строки-конъюнкции p	x_1	\dots	x_i	\dots	x_n	w_{jp}	y_j
1	1	a_1^{11}	\dots	a_i^{11}	\dots	a_n^{11}	w_{11}	d_1
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots	
	p_1	$a_1^{1p_1}$	\dots	$a_i^{1p_1}$	\dots	$a_n^{1p_1}$	w_{1p_1}	
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots	
k_1	$a_1^{1k_1}$	\dots	$a_i^{1k_1}$	\dots	$a_n^{1k_1}$	w_{1k_1}		
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots		
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	
m	1	a_1^{m1}	\dots	a_i^{m1}	\dots	a_n^{m1}	w_{m1}	d_m
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots	
	p_m	$a_1^{mp_m}$	\dots	$a_i^{mp_m}$	\dots	$a_n^{mp_m}$	w_{mp_m}	
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots	
	k_m	$a_1^{mk_m}$	\dots	$a_i^{mk_m}$	\dots	$a_n^{mk_m}$	w_{mk_m}	
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots		

ции НЛВ по j -му правилу модели (6), соответствующие значениям r -й строки обучающей выборки; y_{jr} — фактическое значение выходного параметра в r -й строке выборки для j -го правила.

Входному вектору $X_{jr} = (x_{jr,1}, x_{jr,2}, \dots, x_{jr,n})$ соответствует выходной вектор, описываемый выражением

$$y_{jr}^f = \sum_{j=1, \overline{m}} \mu_{d_j}(X_{jr}) d_j / \sum_{j=1, \overline{m}} \mu_{d_j}(X_{jr}), \quad (8)$$

где $d_j = b_{j,0} + \sum_{i=1, \overline{n}} b_{j,i} x_{jr,i}$ — значение терма, описывающего заключение j -го правила;

$\mu_{d_j}(X_{jr}) = \bigvee_{p=1, k_j} w_{jp} \bigwedge_{i=1, \overline{n}} [\mu_{jp}(x_{jr,i})]$ — степень истинности выполнения заключения j -го правила.

Введем следующие обозначения: $\beta_{j,r} = \mu_{d_j}(X_r) d_j / \sum_{k=1, \overline{m}} \mu_{d_k}(X_r)$ — относительная степень истинности выполнения заключения j -го правила для входного вектора X_{jr} ; $E^{(r)} = (y_r - y_r^f)^2 = e^2$ — “мгновенная ошибка” r -й строки выборки. Тогда в соответствии с градиентным методом новые значения управляемых переменных рассчитываются по формуле

$$b_{j,r}^{(r+1)} = b_{j,r}^{(r)} - \alpha \frac{\partial E^{(r)}}{\partial b_{j,i}}, \quad b_{j,i} = b_{j,i}^{(r)}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (9)$$

где $\alpha > 0$ — длина шага, которая задает скорость обучения.

При малых значениях параметра α обучение будет медленным. При больших значениях этого параметра возникает опасность переобучения, когда на каждой итерации алгоритма нечеткая модель будет настраиваться только на текущую пару “входы – выход”, при этом забывая предыдущий опыт.

Частная производная в (9) имеет простое аналитическое выражение: $\partial E^{(r)}/\partial b_{j,i} = 2e\beta_{r,j}x_{r,i}$. С учетом этого правило обучения (9) запишем в следующем виде:

$$b_{j,i}^{(r+1)} = b_{j,i}^{(r)} - 2\alpha e\beta_{r,j}x_{r,i}, \quad i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}. \quad (10)$$

С учетом введенных обозначений и выражений (7)–(10) алгоритм идентификации параметров нечеткой модели (6) включает следующие этапы:

Шаг 1. Установить значения параметров алгоритма допустимой квадратичной невязки E^* и максимального количества эпох обучения z^* .

Шаг 2. Рассчитать относительные степени истинности выполнения заключений правил $\beta_{r,j}$ ($r = \overline{1, M}, j = \overline{1, m}$) для каждой строки обучающей выборки.

Шаг 3. Установить счетчики итераций обучения и эпох обучения в единицы: $r = 1$ и $z = 1$.

Шаг 4. Установить начальные значения настраиваемых параметров, например, равными нулю: $b_{j,i}^{(r)} = 0$ ($i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$).

Шаг 5. Рассчитать значение “мгновенной ошибки” $E^{(r)} = (y_r - y_r^f)^2 = e^2$ для r -й пары данных из выборки и пересчитать значения настраиваемых параметров по формуле (10).

Шаг 6. Проверить выполнение условия $r < M$: если “да”, то увеличить на единицу счетчик итераций: $r = r + 1$ и перейти к шагу 5; если “нет”, то перейти к шагу 7.

Шаг 7. Рассчитать значение квадратичной невязки на всей выборке данных на z -й эпохе обучения $E^{(z)}$.

Шаг 8. Проверить выполнение условия $E^{(z)} \leq E^*$: если “да”, то перейти к шагу 10, если “нет”, то перейти к шагу 9.

Шаг 9. Проверить выполнение условия $z < z^*$: если “да”, то увеличить на единицу счетчик эпох: $z = z + 1$, установить счетчик итераций обучения в единицы: $r = 1$ и перейти к шагу 5.

Шаг 10. Конец.

В приведенном алгоритме используются два критерия останова: 1) по достижению допустимой квадратичной невязки; 2) по превышению заданного количества эпох обучения. На протяжении одной эпохи осуществляется итерационная подстройка параметров по каждой паре “входы – выход” обучающей выборки. Таким образом, шаг 5 алгоритма выполняется M раз. Обучение можно также прекратить, если за одну эпоху настраиваемые параметры практически не изменяются, т. е. если выполняется условие $\max_{j=\overline{1, m}, i=\overline{1, n}} |b_{j,i}^{(r+1)} - b_{j,i}^{(r)}| < \Delta b^*$ или квадратичная невязка также практически не уменьшается: $E^{(z)} - E^{(z+1)} < \Delta E^*$ ($\Delta b^*, \Delta E^*$ — малые величины).

5. Вычислительный эксперимент. Задача вычислительного эксперимента заключалась в реализации предложенного алгоритма построения и исследования модели прогнозирования (6). При этом входные параметры модели были представлены в виде двух групп. Первая группа включает параметры, которые относятся к числу неуправляемых: x_1 — погодные условия при севе, x_2 — водообеспеченность, x_3 — погодные условия при вегетации, x_4 — погодные условия при уборке. Вторая группа включает параметры, относящиеся к числу управляемых: x_5 — тип почвы, x_6 — тип селекционного сорта, x_7 — режим внесения удобрений.

Ниже в качестве примера приведен фрагмент НБЗ, представленной в виде двух таблиц продукций ТП 1 и ТП 2. В табл. 2 представлен фрагмент ТП 1, содержащей совокупность правил продукций, характеризующих зависимости значений выходного параметра y от соот-

Таблица 2

Фрагмент ЭМЗ (ТП 1), содержащей модель прогноза урожайности
в зависимости от входных параметров первой группы

Номер правила	“Входы”				“Выход” — урожайность хлопчатника y
	Погодные условия при севе x_1	Водо- обеспечен- ность x_2	Погодные условия при веге- тации x_3	Погодные условия при уборке x_4	
1	Н	Н	Н	Н	$y = 16 + 47x_1 - 669x_2 + 374x_3 + 28x_4$
2	Н	Н	Н	С	$y = 16 + 304x_1 - 717x_2 + 521x_3 - 7x_4$
3	Н	Н	Н	В	$y = 20 + 3925x_1 - 3545x_2 + 128x_3 - 47x_4$
4	Н	Н	С	Н	$y = 3 + x_1 + 501x_2 + 30x_3 - 47x_4$
5	Н	Н	С	С	$y = -32 - 135x_1 + 354x_2 + 99x_3 - 20x_4$
6	Н	Н	С	В	$y = 12 - 31x_1 + 11x_3 - 6x_4$
7	Н	Н	В	Н	$y = 21 + 287x_1 + 561x_2 - x_3 - 87x_4$
8	Н	Н	В	С	$y = -7 + 640x_1 + 311x_2 + 27x_3 - 95x_4$
9	Н	Н	В	В	$y = 55 + 64x_1 - 106x_2 - 34x_3 + 7x_4$
10	Н	С	Н	Н	$y = 27 - 644x_1 - 19x_2 - 66x_3 + 79x_4$

ветствующей комбинации (из всех заданных) лингвистических значений входных параметров первой группы. При этом для каждой комбинации лингвистических значений входных параметров второй группы, входящих в условную часть правила продукции, строятся комбинации первой группы. В табл. 3 представлен фрагмент ТП 2, содержащей правила, характеризующие зависимости значений выходного параметра y от соответствующей комбинации (из всех заданных) лингвистических значений входных параметров первой группы.

Разделение НБЗ на две таблицы имеет условный характер. Это вызвано необходимостью более наглядного представления общей структуры ТП, имеющей достаточно громоздкий вид. Таким образом, номера правил в ТП 1 и ТП 2 можно рассматривать как коды вариантов, соответствующих зависимостям урожайности от значений исходных условий (комбинации значений входных параметров).

Для оценки лингвистических значений входных параметров использованы квантификаторы: Н — низкий, С — средний, В — высокий.

В практических задачах управления урожайностью, особенно в ходе сопоставительного анализа экономических показателей, очень важно проводить не только качественные оценки уровня факторов (например, с помощью указанных выше квантификаторов Н, С и В), но и сравнительную оценку уровня фактора для конкретной почвы (например, с помощью квантификаторов “намного ниже”, “ниже”, “на уровне”, “выше”, “намного выше”). Поэтому для качественной оценки уровня фона питания почв, характеризуемого количеством входящих в удобрение химических компонентов (соединений азота, фосфора и калия), был выбран семиуровневый классификатор, включающий следующие квантификаторы:

- 1) ОН — очень низкий уровень (без удобрений);
- 2) Н — низкий уровень ($N - 200$; $P_2O_5 - 140$; $K_2O - 100$);
- 3) НС — уровень ниже среднего ($N - 200$; $P_2O_5 - 200$; $K_2O - 100$);
- 4) С — средний уровень ($N - 250$; $P_2O_5 - 175$; $K_2O - 125$);
- 5) ВС — уровень выше среднего ($N - 250$; $P_2O_5 - 250$; $K_2O - 150$);
- 6) В — высокий уровень ($N - 300$; $P_2O_5 - 210$; $K_2O - 125$);
- 7) ОВ — очень высокий ($N - 300$; $P_2O_5 - 300$; $K_2O - 150$).

Таблица 3

Фрагмент ЭМЗ, содержащей модель прогноза урожайности
в зависимости от входных параметров второй группы

Код варианта	Тип почвы	Селекционный сорт	Код внесения удобрений	Урожайность хлопчатника, ц/га
1	Орошаемый типичный серозем	С-4727	1	11,1
2	Орошаемый типичный серозем	С-4727	2	32,8
3	Орошаемый типичный серозем	С-4727	3	34,0
4	Орошаемый типичный серозем	С-4727	4	35,2
5	Орошаемый типичный серозем	С-4727	5	36,2
6	Орошаемый типичный серозем	С-4727	6	35,2
7	Орошаемый типичный серозем	С-4727	7	32,9
8	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	1	14,7
9	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	2	30,3
10	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	3	32,8
11	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	4	36,4
12	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	5	38,7
13	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	6	40,0
14	Орошаемый типичный серозем	Ташкент-1	7	42,6
15	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	1	16,8
16	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	2	34,5
17	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	3	33,6
18	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	4	39,2
19	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	5	38,4
20	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	6	42,8
21	Орошаемый типичный серозем	108-Ф	7	40,8
22	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	1	18,2
23	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	2	30,0
24	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	3	29,2
25	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	4	38,8
26	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	5	34,8
27	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	6	34,9
28	Орошаемый типичный серозем	159-Ф	7	32,7
29	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	1	14,4
30	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	2	36,6
31	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	3	38,1
32	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	4	39,5
33	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	5	40,3
34	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	6	41,0
35	Орошаемая сероземно-луговая почва	С-4727	7	42,9
36	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	1	15,2
37	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	2	34,3
38	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	3	36,2
39	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	4	37,9
40	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	5	38,9
41	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	6	39,1
42	Орошаемая сероземно-луговая почва	Ташкент-1	7	41,0

В табл. 3 указанным квантификаторам соответствуют коды 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 соответственно.

В ходе эксперимента выявлено, что при увеличении количества входных переменных время обучения увеличивалось во много раз и иногда достигало нескольких часов. Поэтому было принято решение проводить отбор переменных из всего множества с помощью функции

seqsrch, суть которой заключается в следующем. Предположим, что на выходную переменную могут оказать влияние три кандидата во входные переменные. Для выбора входных переменных модели используется эвристический подход, основанный на так называемом последовательном поиске вперед (sequential forward search). При таком поиске на каждом шаге в модель добавляется одна входная переменная, обеспечивающая минимальное значение среднеквадратической ошибки.

Ниже приведены результаты прогнозирования четырех сортов хлопчатника для трех типов почв с различными режимами внесения в них удобрений. Это обусловлено тем, что каждый сорт по-своему реагирует на условия питания, которые создаются в конкретном типе почвы после внесения удобрений в результате их специфического взаимодействия. Каждая почва создает свою систему почва — удобрение, поэтому отзывчивость сортов хлопчатника на удобрение можно оценивать только для каждой конкретной почвы (см. табл. 3).

Использована двухэтапная процедура построения моделей прогнозирования урожайности: с помощью нечеткой базы знаний Сугэно и регрессионной модели. На первом этапе с использованием горного метода субтрактивной кластеризации из экспериментальных данных синтезируются нечеткие правила и настраиваются параметры нечеткой модели. Субтрактивная кластеризация может использоваться как быстрый автономный метод синтеза нечетких правил из данных. Синтезированная нечеткая модель является начальной точкой для обучения. Важным преимуществом применения кластеризации для синтеза нечеткой модели является то, что правила базы знаний получаются объектно-ориентированными. Это снижает риск “комбинаторного взрыва” — катастрофического увеличения объема базы знаний при большом числе входных переменных.

Для реализации изложенной процедуры синтеза модели типа модели Сугэно использована функция `genfis2` средства Fuzzy Logic Toolbox в системе Matlab. Синтезируемая нечеткая модель имеет один выход и три входа: тип почвы, селекционный сорт и внесение удобрения (см. табл. 3). При вызове этой функции необходимо указать радиусы кластеров, которые определяют, насколько далеко от центра кластера могут быть расположены его элементы. Значения радиусов должны находиться в диапазоне $[0, 1]$, поскольку при кластеризации исходные данные масштабируются на единичный гиперкуб. Обычно малые значения радиусов приводят к нахождению множества мелких кластеров и, следовательно, к очень детализированной базе нечетких правил. Большие значения радиусов приводят к нахождению лишь нескольких крупных кластеров и тем самым обеспечивают компактную базу знаний. Однако при этом могут остаться неучтенными некоторые особенности моделируемой зависимости. Как правило, хорошие нечеткие базы знаний синтезируются при значениях радиусов в диапазоне $[0,2, 0,5]$. Поэтому был выбран радиус, равный 0,3. Используемый функцией `genfis2` горный метод субтрактивной кластеризации позволяет быстро экстрагировать нечеткие правила из данных [8]. График адаптации нечеткой системы к тренировочным данным представлен на рисунке. В результате выполнения приведенной выше команды синтезируется нечеткая модель Сугэно первого порядка.

На втором этапе построение модели прогноза урожайности осуществляется с использованием метода многофакторного регрессионного анализа. На этом этапе решаются следующие задачи:

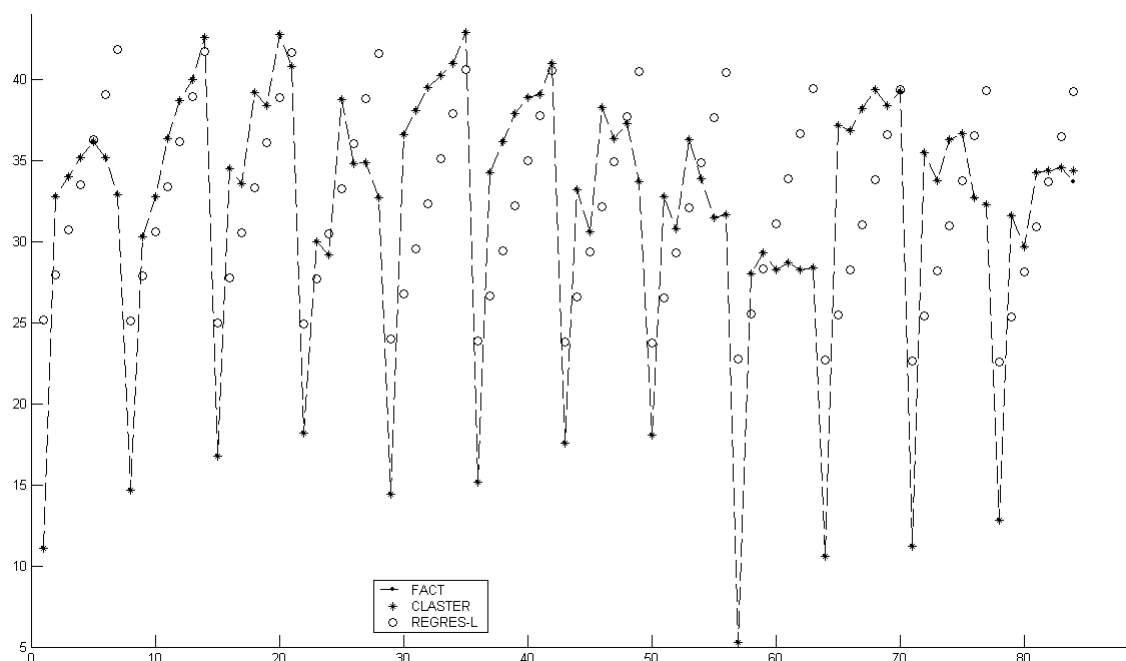
- построение регрессионной модели;
- нахождение прогнозных значений по результативному признаку с заданием экспертных значений для всех признаков-аргументов на горизонте прогнозирования.

Графики указанных зависимостей приведены на рисунке. По оси абсцисс отложены номера (коды) вариантов исходных условий, соответствующих значениям входных параметров: типов почв, селекционных сортов, режимов внесения удобрений, степени водообеспеченности, погодных условий при севе, вегетации и уборке. На оси ординат указаны значения урожайности. Например, варианту 10 соответствуют: тип почвы — орошаемый типичный серозем, селекционный сорт — Ташкент-1, код внесения удобрений — 3 ($N - 200$; $P_2O_5 - 200$; $K_2O - 100$), урожайность — 32,8 ц/га (см. табл. 3).

Из анализа рисунка следует, что на новоорошаемом светлом сероземе более урожайным является Ташкент-1. На фоне средней дозы удобрений этот сорт показал самую высокую урожайность. Следовательно, он более отзывчив на удобрения в условиях новоорошаемого светлого серозема. На этой почве у сорта С-4727 получен самый низкий урожай хлопка. Этот сорт отзывается только на низкую дозу удобрений, Ташкент-1 — только на среднюю дозу удобрений. Сорта 108-Ф и 159-Ф на тех же фонах удобрений также снизили урожай. Все это свидетельствует о том, что, по-видимому, на данной почве хлопчатник был недостаточно обеспечен влагой, так как в условиях орошаемой сероземно-луговой почвы сорт С-4727 считается самым отзывчивым на удобрение и урожайным. Отсюда следует, что режим орошения хлопчатника на легкосуглинистом новоорошаемом светлом сероземе целесообразно пересмотреть.

В условиях орошаемого типичного серозема более отзывчивы на удобрение и урожайны сорта Ташкент-1 и 108-Ф, на орошаемой сероземно-луговой почве — С-4727 и Ташкент-1, новоорошаемом светлом сероземе — Ташкент-1 и 108-Ф. Ташкент-1 на всех почвах проявляет существенно большую отзывчивость на удобрение.

Заключение. Построена модель прогнозирования урожайности различных сортов хлопчатника при нечетко заданных типах почв, режимах полива и внесения удобрений, а также



Фактические и прогнозные данные урожайности хлопчатника:

FACT — фактическая урожайность хлопчатника;

CLUSTER — урожайность хлопчатника, определенная по нечеткой модели;

REGRES-L — урожайность хлопчатника, определенная по линейной регрессионной модели

погодных условиях. В модели использованы аппроксимирующие модели двух типов: нечеткие модели типа модели Сугэно и регрессионные модели. Результаты вычислительного эксперимента показали более высокую эффективность прогнозирования на основе моделей Сугэно (ошибка прогноза — $0 \div 2,77\%$) по сравнению с прогнозированием по регрессионной модели (ошибка $7,5 \div 79,5\%$).

Предложенный адаптивный алгоритм построения нечетких моделей прогнозирования позволяет осуществлять оперативную корректировку моделей в условиях изменяющихся параметров среды. Такие модели и процедуры вывода составляют основу систем принятия решений по прогнозной оценке урожайности сельскохозяйственных культур в условиях неопределенности режимов сева и вегетации.

Перспективным направлением исследований по рассматриваемой проблеме является разработка методов решения задач прогнозирования с использованием комбинации средств “Soft computing”-технологии: нечетких множеств, нейронных сетей и генетических алгоритмов.

Список литературы

1. ЗАДЕ Л. А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений // Математика сегодня. М.: Знание, 1974. С. 5-49.
2. БЕЛЛМАН Р., ЗАДЕ Л. Принятие решений в расплывчатых условиях // Вопросы анализа и процедуры принятия решений. М.: Мир, 1976. С. 172-215.
3. БОРИСОВ А. Н. и др. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. М.: Радио и связь, 1989. 304 с.
4. АЛИЕВ Р. А., АЛИЕВ Р. А. Теория интеллектуальных систем и ее применение. Баку: Чашыоглы, 2001. 720 с.
5. БЕКМУРАТОВ Т. Ф. Нечеткие модели задач поддержки принятия решений при мониторинге в условиях неопределенности // Пробл. информатики и энергетики (Ташкент). 2005. № 3. С. 9-18.
6. БЕКМУРАТОВ Т. F. Poorly structured decision — making in problems of management of risks // Proc. of the 5th World conf. on intelligent systems for industrial automation, Tashkent (Uzbekistan), Nov. 25–27, 2008. Berlin: b-Quadrat Verlag, 2008. P. 96-106.
7. БЕКМУРАТОВ Т. F., МУХАМЕДИЕВА Д. Т. Decision-making problem in poorly formalized processes // Proc. of the 5th World conf. on intelligent systems for industrial automation. Tashkent (Uzbekistan), Nov. 25–27, 2008. Berlin: b-Quadrat Verlag, 2008. P. 214-218.
8. БЕКМУРАТОВ Т. Ф. Систематизация задач интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Пробл. информатики и энергетики (Ташкент). 2003. № 4. С. 24-35.
9. ШТОВБА С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <http://www.matlab.exponenta.ru>, свободный.
10. БЕКМУРАТОВ Т. Ф. Табличные модели правил продукции систем нечеткого вывода // Пробл. информатики и энергетики (Ташкент). 2006. № 5. С. 3-12.

Бекмуратов Тулкун Файзиевич — д-р техн. наук, проф., акад. АН Республики Узбекистан, ведущ. науч. сотр. НИИ “Алгоритм-Инжениринг” АН РУз; тел.: (99871) 262-71-53; e-mail: bek.tulkun@mail.ru;
Мухамедиева Дильноз Тулкуновна — д-р техн. наук, ведущ. науч. сотр. Института математики и информационных технологий АН РУз; тел.: (99871) 262-71-55; e-mail: dilnoz134@rambler.ru;
Бобомурадов Озод Жураевич — канд. техн. наук, ст. науч. сотр. Института математики и информационных технологий АН РУз; тел.: (99871) 262-79-11; e-mail: Ozod_b_76@mail.ru