

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ И НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ БЮДЖЕТИРОВАНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

Ю. Г. Лысенко

д-р экон. наук, профессор, чл.-корр. НАН Украины,
заведующий кафедрой экономической кибернетики,
директор Научно-исследовательского института
проблем экономической динамики

Донецкий национальный университет

es@dongu.donetsk.ua

Е. Е. Бизянов

канд. техн. наук, доцент кафедры экономической кибернетики
и информационных технологий

Донбасский государственный технический университет

bpeeecs@gmail.com

А. Г. Хмелев

канд. техн. наук, доц., докторант кафедры экономической кибернетики

Донецкий национальный университет

6248684@email.ua

В статье рассмотрен подход к разработке бюджетов на современном промышленном предприятии с использованием искусственных нейронных сетей и нечетких моделей. Предложена структура модели бюджетирования, произведена математическая формулировка задачи. Обосновано применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования и нечеткой математики для расчетов и оценки системы бюджетов.

Ключевые слова. *Бюджет, бюджетирование, искусственные нейронные сети, математическая модель, менеджмент, нечеткая логика.*

У статті розглянуто підхід до розробки бюджетів на сучасному промисловому підприємстві з використанням штучних нейронних мереж і нечітких моделей. Запропоновано структуру моделі бюджетування, виконано математичне формулювання завдання. Обґрунтоване застосування штучних нейронних мереж для прогнозування та нечіткої математики для розрахунків і оцінки системи бюджетів.

Ключові слова. *Бюджет, бюджетування, штучні нейронні мережі, математична модель, менеджмент, нечітка логіка.*

This article describes an approach to the design of budgets for the modern industrial enterprise with using artificial neural networks and fuzzy models. It's proposed the structure of budgeting model and proposed a mathematical formulation of the problem. And also it's grounded the usage of artificial neural networks for prediction and fuzzy mathematics for the calculation and evaluation of budgets.

Keywords. *Budget, budgeting, artificial neural networks, mathematical model, management, fuzzy logic.*

Бюджетирование представляет собой мощный инструмент оперативного контроллинга, позволяющий оптимизировать распределение ресурсов, осуществлять контроль выполнения производственно-сбытовых функций фирмы. При составлении бюджетов специалисты предприятия сталкиваются с рядом проблем, вызванных неопределенностью: неоднозначность либо недостаточность информации о будущих объемах производства и сбыта, ценах на сырье и ресурсы, и соответственно, о будущих расходах; неопределенность будущих условий хозяйствования — составе и величине налогов, состоянии конкурентной среды, условия предоставления банковских кредитов и т. д. [2]. При составлении бюджетов решают комплекс взаимосвязанных задач, связанных с прогнозированием, расчетами и анализом.

В реальных условиях при составлении бюджетов возникает проблема неопределенности показателей: затрат на производство и ремонт оборудования, цен на сырье и материалы, сроков производства, спроса на продукцию и т.п. Полностью неопределенность может быть снята только при наличии априорной информации об объекте и его поведении. Для принятия решений в условиях неопределенности в настоящее время применяют математические модели, использующие теорию игр, рискологию [1], байесовские сети [5], теорию перспектив [9], теорию нечетких множеств [3, 4, 10]. Теория нечетких множеств отличается от перечисленных выше теорий тем, что оперирует не понятием вероятности, а понятием возможности.

Для многих экономических задач именно такой подход наиболее приемлем. Так, например, оценивая будущий объем производства более корректно говорить о возможности, а не о вероятности выпуска продукции. Оценка возможности в данном случае более адекватна, так как базируется на реальном знании о производственной мощности предприятия, его сырьевой базе, кадро-

вом составе, взаимоотношениях с поставщиками и покупателями и т.д. Вероятность событий целесообразно оценивать для условий, полностью или существенно независимых от поведения экономического объекта: природных условий и катаклизмов, политической ситуации, состояния мировых рынков и пр. [1].

Именно поэтому в настоящее время исследователи стали разделять неопределенность на два вида: вероятность и нечеткость [3]. Первый вид отражает случайный характер событий и учитывается в эконометрических, игровых и имитационных моделях. Второй вид неопределенности позволяет учитывать возможность получения того или иного показателя.

Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) для прогнозирования ключевых параметров производства является перспективным направлением в моделировании сложных экономических систем и имеет определенные преимущества по сравнению с классическими методами. Рассмотрим причины повышенного интереса исследователей в настоящее время к широкому применению ИНС более подробно.

Эффективность ИНС высока при решении неформализованных или плохо формализованных экономических задач. Из всего спектра положительных свойств методов на основе ИНС особо стоит отметить самое привлекательное — как правило, нет необходимости в математической спецификации модели, это в особенности ценно при прогнозировании в задачах, плохо обусловленных наблюдаемыми данными, к которым можно отнести и бюджетирование. В то же время известно, что большинство финансовых, бизнес и других подобных задач плохо формализуется именно в силу неполной управляемости и наблюдаемости.

Производительность ИНС проявляется при обработке больших объемов противоречивой информации, т.е. ИНС будут предпочтительнее в тех сферах, где существует большое количество анализируемых данных и в которых существуют скрытые закономерности. В таком случае автоматически учитываются также всевозможные нелинейные взаимодействия между влияющими наблюдаемыми величинами. Это весьма важно, в частности, для предварительного анализа или отбора исходных данных, выявления «выпадающих фактов» или грубых ошибок при принятии решений.

ИНС относительно устойчивы к периодическим изменениям среды, т. е. преимущества ИНС становятся заметными, если из-

меняются «правила игры»: модифицируется гиперпространство, в которой существует прогнозируемая величина, а также изменяется характер возмущающих факторов. Поэтому ИНС, как правило, подходят для решений таких задач, как прогнозирование показателей сложных экономических систем, которые характеризуются влиянием целого набора постоянно изменяющихся факторов.

Наконец, ИНС результативны в условиях функционирования с неполной или «зашумленной» информацией, а также в тех задачах, для которых характерны интуитивные решения.

Постановка задачи прогнозирования на прикладном уровне бюджетирования промышленных предприятий в общем случае может быть представлена как оценка ожидаемых значений упорядоченных во времени данных на основе нейросетевого анализа уже существующих, а также (при необходимости) тенденции изменения влияющих факторов. Прогнозируемой величиной являются значения временного ряда на интервале $[T(n+1), T(n+f)]$, где $T(n)$ — текущий момент времени, а f — интервал прогнозирования. Иногда возникает необходимость не в прогнозе значений временного ряда на заданном интервале, а в прогнозе вероятности того, что они будут вести себя тем или иным образом (возрастать, убывать, находиться в некоторых пределах и т. д.). Хорошо проработанный математический аппарат [6] синтеза структуры ИНС, разработанные алгоритмы обучения классических и сверточных нейросетей, наличие богатого выбора инструментальных средств должны, казалось бы, перевести задачу прогнозирования из разряда научных в разряд чисто прикладных. Однако этого не происходит, точность ИНС часто оказывается весьма низкой и это небеспричинно. На рис. 1 представлена одна из возможных классических схем для обучения ИНС в задачах прогнозирования (z^{-1} обозначает временную задержку на один временной интервал, а инверсия -1 обеспечивает вычисление ошибки между прогнозом и фактическим значением $x(t)$ при обучении ИНС).

В различных вариациях данная схема используется во многих исследованиях. Следует отметить, что главным недостатком подобного подхода к моделированию является тот факт, что исследуемый временной ряд является одновременно и целью прогнозирования, и единственным источником информации. Подобный подход декларируется как работоспособный во многих отечест-

венных и зарубежных исследованиях, однако на практике далеко не всегда может обеспечить требуемую точность прогнозирования. Основной причиной этого явления является выбор наипростейшего входного обучающего массива из возможных без требуемого в подобных случаях анализа. Действительно, на динамику прогнозируемой величины влияет значительное количество различных как микроэкономических, так и макроэкономических факторов. Таким образом, адекватная объекту модель по идее должна обязательно включать в себя в том или ином виде эти факторы и ИНС не являются исключением.

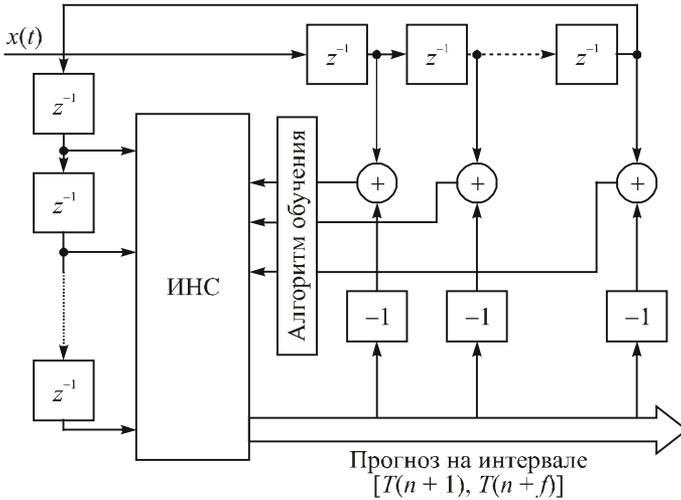


Рис. 1. Схема нейросетевого прогнозирования одиночной ИНС

Только наличие статистически значимого объема данных, включающее в себя максимально возможное число влияющих на прогнозируемую величину факторов во входном и выходном массиве, позволяет выполнить корректное обучение ИНС, моделирующей поведение исследуемого объекта. В зависимости от характера данных в информационных каналах возможны различные способы формирования обучающих выборок (множеств). На рис. 2 показаны различные способы формирования одиночного входного вектора для обучающего множества (если прогнозируемая величина не скаляр, то выходной вектор выбирается по аналогичным

принципам). Выбор среза данных целесообразно выполнить после следующих видов предварительного экспертного анализа:

1. является ли исследуемый процесс марковским, т. е. в какой степени эволюция процесса после любого заданного значения временного параметра t независима от эволюции, предшествовавшей t , при условии, что значение процесса в этот момент фиксировано;
2. какие изменения объекта являются наиболее существенными для определения конечной цели моделирования, абсолютные или относительные;
3. относятся ли отдельные временные ряды к одному исследуемому (суб)объекту или к различным;
4. какова размерность предполагаемого пространства состояний исследуемого объекта.

Верный выбор среза данных является одним из наиболее значимых фактором построения адекватной нейросетевой модели. По этой причине игнорирование перечисленных видов анализа вполне способно привести к негативному результату при проверке полученных нейросетевых моделей на адекватность.

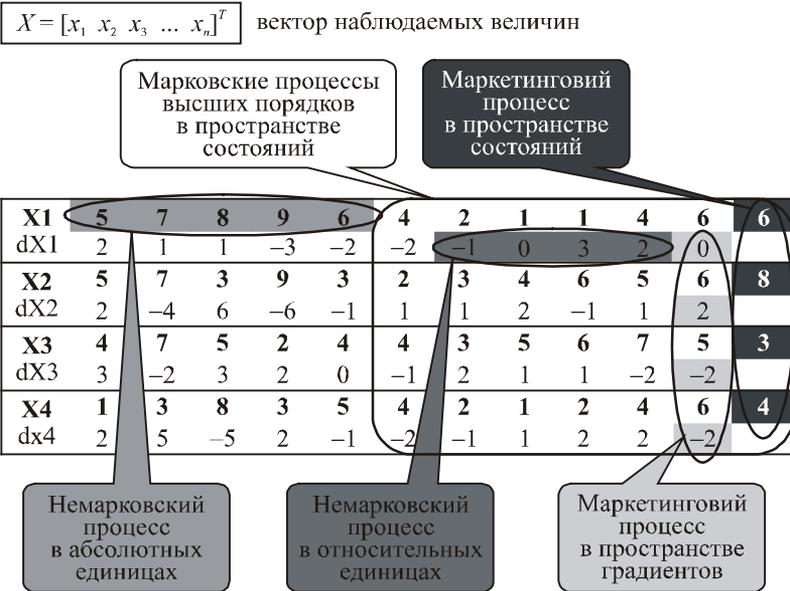


Рис. 2. Способы формирования обучающих выборок для входной матрицы X

После выбора представления входных и выходных данных следует один из наиболее важных этапов подготовки обучающего множества — предобработка данных. В фундаментальной работе [8] отмечается, что даже при корректном источнике данных для отражения генеральной совокупности прогнозируемой величины игнорирование данного этапа в 80% случаев приводит к негативным или серьезно ухудшенным результатам нейросетевого моделирования.

Наиболее важными методами предобработки являются:

— кодирование входов-выходов: ИНС могут работать только с числами, поэтому кодирование может быть как количественным (для преобразования лингвистических значений в числовые зачастую используют нечеткую логику), так и качественным (в таком случае каждой кодируемой лингвистической категории соответствует бинаризованный вход или выход сети);

— нормализация данных: результаты нейроанализа не должны зависеть от выбора единиц измерения, кроме того, диапазон возможных значений на входах и выходах ИНС зависит от типов используемых нейронов, что делает этот шаг обязательным (в некоторых работах данный метод предобработки данных иногда представлен в виде дополнительного слоя линейных нейронов с управляемым смещением их индуцированного локального поля на входе и/или выходе ИНС, что приводит к громоздким схемам получаемых ИНС, но не меняет математической сущности процесса нормализации);

— модификация плотности обучающих данных во времени: обычно состояние объекта в текущее или последнее время важнее более давних данных, поэтому в динамических процессах часто имеет смысл уплотнение исторических данных ближе к моменту перехода ИНС в экстраполирующий режим (или режим прогнозирования);

— предобработка данных: удаление регулярностей (излишне частых повторений) из данных облегчает ИНС выявление нетривиальных закономерностей, впрочем, данная мера может быть как предварительной, так и применяемой непосредственно при обучении — т.н. пропуск обратного хода при малых значениях ошибки;

— восстановление пропущенных значений: для решения этой задачи обычно используются классические методы интерполяции и регрессии.

Перечисленных мер достаточно, чтобы (как минимум) улучшить точность прогнозирования. Как показано в [6], использование ИНС при соблюдении описанных выше требований является законченным математическим решением для оптимизации системы бюджетов крупных промышленных предприятий. Однако ещё одной существенной проблемой может оказаться тот факт, что во входном или выходном массиве не вся информация представлена в детерминированном числовом виде. В таких случаях совместно с ИНС целесообразно использовать аппарат нечеткой математики.

Предлагаемая структура модели для составления и анализа системы бюджетов предприятия, содержащая ИНС и нечеткую модель, представлена на рис. 3.

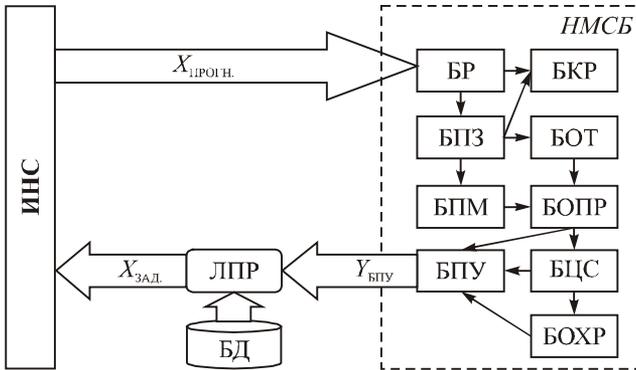


Рис. 3. Структура модели бюджетирования

На рис. 3 представлены следующие бюджеты: БР — бюджет реализации, БКР — бюджет коммерческих расходов, БПЗ — бюджет производства продукции и переходящих запасов готовой и незавершенной продукции, БПМ — бюджет потребности в материалах, БОТ — бюджет прямых затрат на оплату труда, БОПР — бюджет общепроизводственных расходов, БОХР — бюджет общехозяйственных расходов, БЦС — бюджет цеховой себестоимости, БПУ — бюджет прибылей и убытков [1]. Последовательность движения данных при формировании бюджетов указана в НМСБ стрелками.

Предварительно примем, что на предприятии имеется n цехов, выпускающих k марок продукции, при производстве которых ис-

пользуется t видов материалов. В качестве планируемого периода примем календарный год.

Модель работает следующим образом. Сначала лицо, принимающее решения (ЛПР), отбирает из базы данных (БД) набор данных, необходимых для составления системы бюджетов, которые подаются на входы ИНС в виде вектора задания $X_{\text{зад}}$. В ряде случаев функции ЛПР могут быть переданы информационной системе управления. В качестве исходных данных целесообразно использовать: спрос на продукцию (по видам), производственную мощность предприятия, собственные цены и цены конкурентов, объем рынка, который занимает предприятие, налоги и необходимые отчисления. При этом необходимо учесть следующее: спрос на продукцию, цены конкурентов и объем рынка — статистические данные, активность конкурентов и налоги — как правило, экспертные оценки, а вот производственная мощность и собственные цены — это точные данные.

Далее ИНС осуществляет преобразование множества входных данных $X_{\text{зад}}$ во множество оценок (прогнозов) $X_{\text{прогн}}$:

$$\text{Net}: X_{\text{зад}} \rightarrow X_{\text{прогн}}. \quad (1)$$

Затем числовые оценки из множества $X_{\text{прогн}}$ преобразуются в нечеткие треугольные числа [10] вида $\tilde{X} = (x_L; x_M; x_H)$, $x = [x_L, x_H] \in R$, типовая функция принадлежности которого приведена на рис. 4.

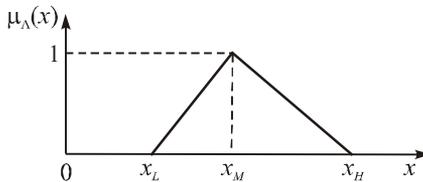


Рис. 4. Параметры нечеткого треугольного числа

При $x_L < x_M < x_H$ такое нечеткое число можно трактовать как «приблизительно равно x_M », при $x_L = x_M < x_H$ нечеткое число трактуется как «более чем x_M », при $x_L < x_M = x_H$ — «менее чем x_M ».

В результате преобразования получим множество нечетких оценок (прогнозов):

$$\tilde{X}_{\text{прогн.}} = \left\{ \left\langle \tilde{G}_{P_j}, \tilde{P}_j, \tilde{C}_{KP_j}^V, \tilde{S}_{ГП_j}^H, \tilde{S}_{НЗП_j}^H, \tilde{T}_{Ц_j}, \tilde{T}_{XP_j}, \tilde{K}_{Г_j}, \tilde{L}_{ПР_j} \right\rangle, \tilde{C}_{KP}^C \right\}, j = \overline{1, k}, \quad (2)$$

где \tilde{G}_{P_j} — нечеткий прогноз количества реализации j -й марки продукции в планируемом периоде;

\tilde{P}_j — нечеткий прогноз цены реализации j -й марки продукции;

$\tilde{C}_{KP_j}^V$ — нечеткий прогноз переменных коммерческих расходов, приходящихся на единицу j -й марки продукции;

$\tilde{S}_{ГП_j}^H$ — нечеткий прогноз запасов готовой продукции j -й марки на начало планируемого периода;

$\tilde{S}_{НЗП_j}^H$ — нечеткий прогноз запасов незавершенной продукции j -й марки на начало планируемого периода;

$\tilde{T}_{Ц_j}$ — нечеткий прогноз длительности производственного цикла для j -й марки продукции;

\tilde{T}_{XP_j} — нечеткий прогноз длительности хранения j -й марки готовой продукции на складе;

$\tilde{K}_{Г_j}$ — нечеткий прогноз коэффициента готовности j -й марки продукции;

$\tilde{L}_{ПР_j}$ — нечеткий прогноз трудоемкости изготовления единицы j -й марки продукции;

\tilde{C}_{KP}^C — нечеткий прогноз постоянных коммерческих расходов на весь выпуск продукции.

Под коэффициентом готовности продукции обычно понимают коэффициент нарастания затрат, рассчитываемый как отношение себестоимости незавершенного производства к плановой себестоимости изделий, выпущенных в течение полного производственного цикла изделия [7, с. 160].

Все переменные, обозначенные в (2) символом « \sim », носят нечеткий характер. Ниже в определениях таких переменных мы будем опускать слово «нечеткий».

Уточним особенность некоторых переменных в формуле (2). На первый взгляд может показаться, что значения запасов готовой $\tilde{S}_{ГП_j}^H$ и незавершенной $\tilde{S}_{НЗП_j}^H$ продукции, коэффициента готов-

ности $\tilde{K}_{Г_j}$, а также длительность производственного цикла $\tilde{T}_{Ц_j}$ должны быть представлены действительными числами. Это имело бы место, если бы бюджетирование осуществлялось в последний день календарного года. Однако реально бюджеты составляются заранее, поэтому корректнее говорить о возможных, т. е. нечетких значениях для указанных переменных.

На следующем этапе в НМСБ проводится составление системы нечетких бюджетов. Разработке подлежат все бюджеты, представленные на рис. 3. Первым составляем бюджет реализации $\tilde{Y}_{БР}$, представляющий собой подмножество множества оценок $X_{ПРОГН.}$:

$$\tilde{Y}_{БР} = \left\{ \left\langle \tilde{G}_{P_j}, \tilde{P}_j \right\rangle \right\}, \tilde{Y}_{БР} \subset X_{ПРОГН.}, j = \overline{1, k}. \quad (3)$$

Затем разрабатываем бюджет производства и переходящих запасов готовой и незавершенной продукции $\tilde{Y}_{БПЗ}$:

$$\tilde{Y}_{БПЗ} = \left\{ \left\langle \tilde{N}_{ПП_j}, \tilde{N}_{ВП_j}, \tilde{S}_{ГП_j}^K, \tilde{S}_{ГП_j}^H, \tilde{S}_{НЗП_j}^K, \tilde{S}_{НЗП_j}^H \right\rangle \right\}, j = \overline{1, k}, \quad (4)$$

где $\tilde{N}_{ПП_j}, \tilde{N}_{ВП_j}$ — планируемый объем выпуска товарной и валовой продукции соответственно;

$\tilde{S}_{ГП_j}^K, \tilde{S}_{НЗП_j}^K$ — запас готовой и незавершенной продукции на конец планируемого периода.

Величины запасов готовой и незавершенной продукции на начало периода получаем выборкой соответствующих значений из $\tilde{X}_{ПРОГН.}$

Запас готовой продукции j -й марки на конец планового периода определяем по формуле:

$$\tilde{S}_{ГП_j}^K = \frac{\tilde{G}_{P_j} \cdot \tilde{T}_{ХР_j}}{\tilde{T}_{Пл}}, \quad (5)$$

где $\tilde{T}_{пл}$ — длительность планового периода, в нашем случае — один год.

Общий планируемый выпуск товарной продукции j -й марки определяем с учетом остатков готовой продукции на складах:

$$\tilde{N}_{\Pi j} = \sum_{i=1}^n \tilde{N}_{\Pi i, j} - \left(\tilde{S}_{\Pi j}^H - \tilde{S}_{\Pi j}^K \right), \forall j = \overline{1, k}, \quad (6)$$

где $\tilde{N}_{\Pi i, j}$ — выпуск товарной продукции j -й марки i -м цехом.

При планировании выпуска $\tilde{N}_{\Pi i, j}$ следует обеспечить максимальную загрузку оборудования всех цехов с учетом их производственной мощности:

$$P\tilde{W}_{i, j} \geq \tilde{N}_{\Pi i, j} \rightarrow \max, \forall j = \overline{1, k}, \forall i = \overline{1, n}, \quad (7)$$

где $P\tilde{W}_{i, j}$ — производственная мощность i -го цеха при производстве j -й марки продукции.

Необходимое значение запаса незавершенной продукции определяем, исходя из условия непрерывности производственного процесса с учетом коэффициента готовности:

$$\tilde{S}_{\text{НЗП} j}^K = \frac{\tilde{N}_{\Pi j}^B \cdot \tilde{T}_{\text{ц} j} \cdot \tilde{K}_{\Gamma j}}{\tilde{T}_{\text{пл}}}, \forall j = \overline{1, k}, \quad (8)$$

где $\tilde{N}_{\Pi j}^B$ — прогноз выпуска продукции j -й марки на период, следующий за планируемым.

В первом приближении в (8) можно принять $\tilde{N}_{\Pi j}^B = \tilde{N}_{\Pi j}$.

Вычислив выпуск товарной продукции и величину запасов незавершенной продукции на начало и конец планируемого периода, можем определить валовую продукцию:

$$\tilde{N}_{\text{ВП} j} = \tilde{N}_{\Pi j} + \tilde{S}_{\text{НЗП} j}^K - \tilde{S}_{\text{НЗП} j}^H, \forall j = \overline{1, k}. \quad (9)$$

Бюджет потребности в материалах $\tilde{Y}_{БПМ}$ запишем в виде:

$$\tilde{Y}_{БПМ} = \left\{ \left\langle \tilde{M}_\ell, \tilde{S}_{M_\ell}^H, \tilde{S}_{M_\ell}^K, \tilde{P}_{M_\ell}, \tilde{B}_{M_\ell} \right\rangle \right\}, \ell = \overline{1, m}, \quad (10)$$

где \tilde{M}_ℓ — потребность в материалах ℓ -го вида;

\tilde{P}_{M_ℓ} — цена материала ℓ -го вида;

$\tilde{S}_{M_\ell}^H, \tilde{S}_{M_\ell}^K$ — запасы материала ℓ -го вида на начало и конец планируемого периода, соответственно;

\tilde{B}_{M_ℓ} — объем закупок материала ℓ -го вида.

Потребность в материалах \tilde{M}_ℓ рассчитываем по формуле:

$$\tilde{M}_\ell = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k \tilde{R}_{M_\ell, j} \cdot \tilde{N}_{ПР, i, j} - \tilde{S}_{M_\ell}^H + \tilde{S}_{M_\ell}^K, \forall \ell = \overline{1, m}, \quad (11)$$

где $\tilde{R}_{M_\ell, j}$ — норма расхода материала ℓ -го вида на выпуск j -й марки продукции.

Так как потребность в материалах на выпуск, вычисленная по (11), уже учитывает запасы, то объем закупок рассчитаем по формуле:

$$\tilde{B}_{M_\ell} = \tilde{M}_\ell \cdot \tilde{P}_{M_\ell}. \quad (12)$$

Бюджет затрат на оплату труда представим в виде:

$$\tilde{Y}_{БОТ} = \left\{ \left\langle \tilde{C}_{L_j}^P, \tilde{C}_{L_j}^B \right\rangle \right\}, j = \overline{1, k}, \quad (13)$$

где $\tilde{C}_{L_j}^P, \tilde{C}_{L_j}^B$ — прямые затраты на оплату труда для подлежащей реализации и валовой продукции соответственно, которые рассчитаем по формулам:

$$\begin{aligned} \tilde{C}_{L_j}^P &= \tilde{G}_{P_j} \cdot \tilde{R}_L, \\ \tilde{C}_{L_j}^B &= \tilde{N}_{ВП_j} \cdot \tilde{R}_L, \end{aligned} \quad (14)$$

где \tilde{R}_L — среднечасовая тарифная ставка.

Бюджет общепроизводственных расходов запишем следующим образом:

$$\tilde{Y}_{\text{БОПР}} = \left\{ \left\langle \tilde{C}_{M_{\text{всп}i}}, \tilde{E}_i, \tilde{C}_{\text{ЛОБ}i}, \tilde{RP}_i, \tilde{A}_i \right\rangle \right\}, i = \overline{1, n}, \quad (15)$$

где $\tilde{C}_{M_{\text{всп}i}}$ — стоимость вспомогательных материалов в i -м цехе;

\tilde{E}_i — энергозатраты в i -м цехе;

$\tilde{C}_{\text{ЛОБ}i}$ — оплата труда обслуживающего персонала в i -м цехе;

\tilde{RP}_i — затраты на ремонт и обслуживание оборудования в i -м цехе;

\tilde{A}_i — амортизация оборудования и транспортных средств, закрепленных за i -м цехом.

Бюджет себестоимости продукции представим в виде множества кортежей, содержащих элементы цеховой себестоимости i -го цеха:

$$\tilde{Y}_{\text{БЦС}i} = \left\{ \left\langle \tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{C}}, \tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{V}} \right\rangle \right\}, i = \overline{1, n}, \quad (16)$$

где $\tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{C}}, \tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{V}}$ — подмножества постоянных и переменных затрат в i -м цехе.

Постоянные затраты i -го цеха определяем через бюджет общепроизводственных расходов:

$$\tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{C}} = \tilde{Y}_{\text{БОПР}i}, \forall i = \overline{1, n}. \quad (17)$$

Переменные затраты i -го цеха запишем в виде множества:

$$\tilde{Y}_{\text{ЦС}i}^{\text{V}} = \left\{ \left\langle \tilde{C}_{M_i}, \tilde{C}_{L_i} \right\rangle \right\}, \forall i = \overline{1, n}, \forall j = \overline{1, k}, \quad (18)$$

где \tilde{C}_{M_i} — затраты на материалы в i -м цехе;

\tilde{C}_{L_i} — затраты на оплату труда в i -м цехе.

Затраты на материалы и на оплату труда в i -м цехе определяем по формулам:

$$\begin{aligned}\tilde{C}_{M_i} &= \sum_{j=1}^k \sum_{\ell=1}^m \tilde{N}_{PP_{i,j}} \cdot \tilde{R}_{M_{\ell,j}}, \\ \tilde{C}_{L_i} &= \sum_{j=1}^k \tilde{N}_{PP_{i,j}} \cdot \tilde{R}_L,\end{aligned}\quad \forall i = \overline{1, n} \quad (19)$$

Бюджет общехозяйственных расходов $\tilde{Y}_{БОХР}$ имеет вид:

$$\tilde{Y}_{БОХР} = \left\{ \tilde{C}_{PP}, \tilde{C}_L, \tilde{E}, \tilde{SR}_{СТ}, \tilde{TX}, \tilde{C}_{НП}, \tilde{A} \right\}, \quad (20)$$

где \tilde{C}_{PP} — представительские расходы;

\tilde{C}_L — оплата труда работников аппарата управления, включая отчисления в соответствующие фонды;

\tilde{E} — энергозатраты на обслуживание предприятия;

$\tilde{SR}_{СТ}$ — услуги сторонних организаций;

\tilde{TX} — налоги в составе себестоимости продукции (например, земельный налог);

$\tilde{C}_{НП}$ — непроизводственные затраты;

\tilde{A} — амортизация оборудования и транспорта, не относящихся к производственным цехам.

Бюджет коммерческих расходов представим в виде:

$$\tilde{Y}_{БКР} = \left\{ \left\langle \tilde{C}_{КР_j}^V \right\rangle, \tilde{C}_{КР}^C \right\}, j = \overline{1, k}, \quad (21)$$

где $\tilde{C}_{КР_j}^V$ — переменные коммерческие расходы, приходящиеся на j -ю марку продукции;

$\tilde{C}_{КР}^C$ — постоянные коммерческие расходы, приходящиеся на весь выпуск.

Элементы $\tilde{C}_{KP_j}^V$ и \tilde{C}_{KP}^C берутся из (2).

Бюджет прибылей и убытков содержит информацию о затратах и планируемой выручке:

$$\tilde{Y}_{БПУ} = \left\{ R\tilde{V}, \tilde{Y}_{БЦС}, \tilde{Y}_{БКР}, \tilde{Y}_{БОПР}, \tilde{Y}_{БОХР} \right\}, \quad (22)$$

где $R\tilde{V}$ — планируемая выручка от реализации всей продукции.

Учитывая время работы оборудования в планируемом периоде с учетом простоев на плановый ремонт зададим целевую функцию на максимизацию времени, затрачиваемого на выпуск продукции цехами:

$$F = \left(\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^k \tilde{T}_{P_{i,j}} - \tilde{T}_{PP_i} \right) \right) \rightarrow \max, \quad (23)$$

где $\tilde{T}_{P_{i,j}}$ — время работы i -го цеха при производстве j -й марки продукции в планируемом периоде;

\tilde{T}_{PP_i} — общее время простоев оборудования в i -м цехе за счет ремонтов в планируемом периоде.

Таким образом, математическая формулировка задания составления бюджетов состоит в расчете по формулам (5), (6), (8), (9), (11), (12), (14), (19) с учетом ограничения (7) и целевой функции (23).

Расчеты с нечеткими треугольными числами производятся по формуле:

$$\mu_{AopB}(y) = \bigvee_{y=x1opx2} [\mu_A(x1), \mu_B(x2)], \forall x1, x2 \in R, \quad (24)$$

где A, B — нечеткие треугольные числа;

op — операция (+, -, / или ×);

$\mu_A(x1), \mu_B(x2)$ — функции принадлежности значений $x1$ и $x2$ нечетким множествам A и B .

На завершающем этапе производим дефазсификацию нечеткого бюджета прибылей и убытков $\tilde{Y}_{БПУ}$, в результате которой по-

лучаем бюджет $Y_{БПУ}$, выраженный в действительных числах. Этот бюджет далее передается ответственному лицу, которое принимает решение о завершении процесса разработки бюджетов или же вносит коррективы в исходные данные и повторяет процесс бюджетирования.

Выводы

Рассмотренный в статье подход к разработке системы бюджетов предприятия объединяет в единое целое два современных направления моделирования: математический аппарат искусственных нейронных сетей и теорию нечетких множеств. Это позволяет совместить задачу прогнозирования показателей работы предприятия и их оценки в условиях неопределенности. Гибкость искусственных нейронных сетей и возможность получения «размытых» оценок с помощью теории нечетких множеств дает возможность менеджеру расширить диапазон возможных управленческих решений, которые можно рассматривать как сценарии будущих действий.

Литература

1. Вітлінський В. В. Економічний ризик: ігрові моделі: навч. посіб. / [В. В. Вітлінський, П. І. Верченко, А. В. Сігал, Я. С. Наконечний]; за ред. д-ра екон. наук, проф. В. В. Вітлінського. — К.: КНЕУ, 2002. — 446 с.
2. Контроллинг как инструмент управления предприятием / [Е. А. Ананькина, С. В. Данилочкин, М. В. Эренбург и др.]; под ред. Н. Г. Данилочкиной. — М.: ЮНИТИ, 2002. — 279 с.
3. Модели управления проектами в нестабильной экономической среде : монография / [С. И. Левицкий, Ю. Г. Лысенко, А. В. Филиппов и др.]; под ред. чл.-корр. НАН Украины, д-ра экон. наук, проф. Ю. Г. Лысенко. — [изд. 2-е, перераб. и доп.]. — Донецк: Юго-Восток, 2009. — 354 с.
4. Птускин А. С. Нечеткие модели и методы в менеджменте: учеб. пособ. / Птускин А. С. — М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2008. — 216 с.
5. Тулупьев А. Л. Байесовские сети: логико-вероятностный подход / Тулупьев А. Л., Николенко С. И., Сироткин А. В. — СПб.: Наука, 2006. — 607 с.
6. Хмелев А. Г. Нейросетевые модели идентификации и оптимизации системы бюджетирования крупных промышленных предприятий /

Хмелев А. Г., Лютянская Л. А. // Научный информационный журнал «Бизнес информ». — 2010. — № 2(1). — С. 103—106.

7. Экономика предприятия (фирмы): учебник / [О. И. Волков, О. В. Девяткин, Ю. Ю. Ковалева и др.]; под ред. проф. О. И. Волкова и доц. О. В. Девяткина. — [изд. 3-е, перераб. и доп.]. — М: ИНФРА-М, 2002. — 601 с. — (Серия «Высшее образование»).

8. *Haykin S.* Neural Networks — A Comprehensive Foundation. Second edn, Prentice Hall Inc., Upper Saddle River, New Jersey, 1999. — 842 p. — ISBN 0-13-273350-1.

9. *Kahneman D.* Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk / Kahneman Daniel, Amos Tversky // *Econometrica*. — 1979. — № 2. — Vol. 47. — P. 263—292.

10. *Piegat A.* Fuzzy Modeling and Control. — Physica Verlag Heidelberg, 2001. — 728 p. ISBN: 978-3-7908-1385-2.

Стаття надійшла до редакції 3.02.2012