

УДК 621.395:004.9

ОЦЕНКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ НА ОСНОВЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НЕЧЕТКИХ ЭЛЕМЕНТАРНЫХ ТЕНДЕНЦИЙ

© 2010 В.В.Шишкина

Ульяновский государственный технический университет

Поступила в редакцию 14.05.2010

В данной статье описан метод оценки и прогнозирования финансового состояния предприятия. Данный метод реализован в рамках модуля системы поддержки принятия управленческих решений на предприятии.

Ключевые слова: оценка и прогнозирование, финансовое состояние предприятия, временные ряды нечеткие элементарные тенденции

Описываемый метод реализован в рамках модуля системы экономического экспресс-анализа финансового состояния предприятия. Основной целевой аудиторией данной разработки являются предприятия малого и среднего бизнеса. Для них адекватный анализ и прогноз тенденций в изменениях экономических показателей актуален по следующим причинам.

Во-первых, он позволяет избежать ошибок в управленческих решениях и, следовательно, эффективно распределить ресурсы, которых у малых предприятий обычно не так много.

Во-вторых, для малых и средних предприятий дорогостоящие услуги консалтинговых фирм по экспресс-анализу недоступны. Поэтому они ориентируются на использование специализированных или универсальных программных продуктов. Применение статистических пакетов (*Statistica*, *SPSS* и др.) для оперативного анализа и прогноза временных рядов экономических показателей помимо высокой стоимости лицензии требует от менеджеров высокой квалификации в области математической статистики и значительных интеллектуальных и временных затрат, обусловленных сложностью и многообразием моделей и методов обработки временных рядов. Сокращение материальных издержек, в том числе на подготовку персонала, на приобретение, обновление аппаратных и программных средств, является не менее актуальным для малых и средних предприятий, особенно в условиях нестабильной экономики, что порождает требование низкой стоимости программных продуктов.

С целью постановки задачи, разобьем оценку финансового состояния предприятия на ряд подзадач.

Во-первых, необходимо выделить показатели, характеризующие финансовое состояние предпри-

ятия и определить методику их расчета и правила экономической оценки их значений и тенденций изменения. Список некоторых из используемых показателей приведен в таблице 1. В формулах расчета указываются строки из регламентированной бухгалтерской отчетности (бухгалтерский баланс – форма 1, отчет о прибылях и убытках – форма 2). По умолчанию в формулах используются данные из формы 1, при использовании данных из отчета о прибылях и убытках принадлежность строки к этой форме уточняется.

Во-вторых, необходимо сформировать временные ряды, характеризующие каждый из выбранных показателей и выявить общую тенденцию каждого ряда. Для этого необходимо взять бухгалтерскую отчетность предприятия за несколько периодов и по имеющимся формулам пересчитать показатели.

В-третьих, необходимо дать экономическую оценку существующему положению дел на предприятии, используя сформированный набор правил для показателей. Каждый показатель с экономической точки зрения имеет определенную характеристику своей динамики, а некоторые показатели также характеризуются и нормативными значениями. Например, рост значения коэффициента текущей ликвидности считается благоприятным, уменьшение же наоборот. Однако, нормой на значение этого показателя является отрезок от 1 до 2. Если значение показателя меньше единицы, то говорят об опасности данной ситуации, так как предприятие считается неплатежеспособным, ввиду того, что оборотных средств недостаточно для покрытия краткосрочных обязательств. Если же значение показателя больше 2, то данная ситуация считается нежелательной, так как возможно вложение предприятием своих средств нерационально и использование их неэффективно. Таким обра-

Шишкина Валерия Вадимовна, ассистент кафедры «Информационные системы». E-mail: vvsh85@mail.ru

Таблица 1. Показатели финансового состояния предприятия

Наименование показателя	Формула расчета
Коэффициент текущей ликвидности	$\frac{\text{Стр. 290}-\text{стр.270}-\text{стр.240}}{\text{Стр. 690}}$
Рентабельность продукции	$\frac{\text{Стр}050 (\phi 2)}{\text{Стр}010 (\phi 2)}$
Коэффициент финансовой независимости	$\frac{\text{Стр. 490}+\text{стр.640}}{\text{Стр. 700}}$

зом, имея подобного вида правила для каждого показателя, можно дать экономическую оценку текущего состояния предприятия.

В-четвертых, нужно проанализировать существующую и спрогнозировать будущую тенденцию изменения каждого показателя и дать экономическую интерпретацию этому прогнозу. Необходимость и актуальность данной подзадачи вещь сама собой разумеющаяся. Понятно, что для принятия грамотного управленческого решения необходимо не только знать, как дела обстоят на текущий момент, но и какую динамику следует ожидать в будущем.

Из написанного выше следует, что основное внимание в данном исследовании будет уделяться именно тенденциям изменения показателей, а не их конкретным значениям в момент времени. Это обуславливается тем, что для большинства показателей, характеризующих финансовое состояние предприятия, большое значение имеет именно их динамика.

Для выявления тенденции временного ряда могут быть использованы различные методы сглаживания. В данной системе временные ряды сглаживаются с помощью метода нечеткого F -преобразования, разработанного профессором И. Перфильевой [1].

Использование интеллектуальных методов в анализе экономических показателей обуславливается следующим.

При работе с экономическими системами или в условиях неопределенности, специалисты часто сталкиваются с рядом особенностей временных рядов такими как сложная форма динамики, нестационарность, неоднородность. Это ограничивает применимость классических статистических методов анализа временных рядов. То есть, выделяются классы временных рядов (слабо структурированные ряды, сложные системы), которые характеризуются следующими признаками:

1. неопределенность в исходной информации и функционировании системы;
2. закон распределения временного ряда не известен;
3. малое количество элементов выборки;
4. нелинейный характер зависимостей;
5. лингвистическое выражение значений элементов временных рядов.

В этой ситуации эффективное применение находят экспертные методы анализа временных рядов, в силу того, что формализовать модель в условиях неопределенности затруднительно.

Экспертная оценка какой-либо величины, описывающей отдельное состояние процесса в некоторый момент времени, является по существу оценкой локального состояния. Упорядоченная во времени последовательность таких оценок представляет собой временной ряд. Часто этот временной ряд является рядом значений какой-либо экономической величины. Так как, в силу своей сложности, многие объекты экономического анализа обладают объективной неопределенностью, то это требует дальнейшего расширения классического инструментария анализа и прогнозтики рядов подобного рода.

Для решения этой задачи чаще всего и прибегают к интеллектуальным методам, которые представляют сочетание формализованных процедур обработки информации, полученной по оценкам специалистов-экспертов.

Исследования экономических данных и их методов анализа в последние десятилетия оформились в виде отдельного направления, называемого интеллектуальным анализом данных или *Data Mining*, в котором анализ временных рядов получил название интеллектуального анализа временных рядов или *Times-Series Data Mining*. К сожалению, в основном данное направление развивается в трудах иностранных ученых: Х. Танаки, Келминса и Диамонда и пр. Среди отечественных ученых данной теме посвящены работы И. Батыршина, Н. Ярушкиной, С. Ковалева, Т. Афанасьевой. Несмотря на перечисленные работы, многие задачи анализа нечетких временных рядов остаются нерешенными, в частности задачи анализа такого объекта нечеткого временного ряда, как нечеткая тенденция, и генерации правил распознавания тенденций.

Основная задача, решаемая описываемым методом – экономическая оценка финансового состояния предприятия и прогнозирование тенденции его изменения. В основе предлагаемого метода, помимо применения формальных четко сформулированных правил для каждого отдельного показателя, лежит алгоритм анализа нечетких временных рядов на основе элементарных тенденций.

Для общего описания алгоритма следует понимать под нечетким временным рядом [2] полученную из исходного четкого временного ряда, упорядоченную во времени последовательность нечетких меток, выражающую оценку состояния исследуемого объекта.

Нечеткая метка – это понятие на естественном языке, получаемое посредством фазификации исходного четкого временного ряда. Таким образом, для каждого четкого элемента временного ряда соответствует пара (X, m) , где X – лингвистическое понятие, m – степень принадлежности элемента указанному понятию.

Под нечеткой тенденцией [2] будем понимать нечеткую метку T_j , выражающую характер изменения нечеткого временного ряда:

$$T_j = Tend(\tilde{x}_i, t_j),$$

где $i \in [1, n]$, n – количество членов нечеткого временного ряда.

Элементарная нечеткая тенденция [2] есть такая тенденция нечеткого временного ряда, выражающая характер изменения на участке нечеткого временного ряда между двумя соседними нечеткими метками нечеткого временного ряда $\tilde{x}_i, \tilde{x}_{i+1}$.

В общем случае алгоритм прогноза на основе элементарных нечетких тенденций будет состоять из следующих шагов:

Шаг 1: Получить нечеткий временной ряд из исходного четкого временного ряда

Шаг 2: Из нечеткого временного ряда получить временной ряд нечетких элементарных тенденций

Шаг 3: Извлечь знания из ряда нечетких элементарных тенденций

Шаг 4: Спрогнозировать следующее изменение значения временного ряда

Для получения нечеткого временного ряда необходимо сформировать набор используемых нечетких меток, а также определить функцию принадлежности для каждой из них. Для получения ряда нечетких элементарных тенденций необходимо задать отношения на сформированном наборе нечетких меток, с помощью которых можно будет фиксировать характер изменения величины. К характеру изменения величины можно отнести два параметра: направление изменения и степень изменения. Тогда определим нечеткую элементарную тенденцию следующим образом. Нечеткая элементарная тенденция есть нечеткая метка вида:

$E\text{Tend} = (\text{Name}, (\text{Tend}, m), (\text{Intens } m), (t_p, t_{i-1}), t_i)$, где $Tend$ – лингвистическая метка характеризующая характер изменения на участке (t_p, t_{i-1}) , m – степень принадлежности данной метке.

$Intens$ – лингвистическая метка характеризующая степень изменения на участке (t_p, t_{i-1}) , m – степень принадлежности данной метке.

$Name$ – название тенденции, складывающееся из $Tend$ и $Intens$.

t_i – момент времени, которому принадлежит данная тенденция.

(t_{i-p}, t_i) – интервал, на котором зафиксирована тенденция. С точки зрения интервала, элементарные тенденции могут быть разделены на два типа: ожидаемые и зафиксированные. Данная классификация сделана, исходя из семантической интерпретации меток, описывающих тенденции относительно моментов времени. Если мы рассматриваем интервал (t_p, t_{i+1}) и тенденция принадлежит моменту времени t_p , то мы говорим об ожидаемой тенденции. Если же рассматривать интервал (t_{i-p}, t_i) и тот же момент времени t_p , то тенденция будет зафиксированная. В данном алгоритме мы будем использовать зафиксированные тенденции.

Для задания набора нечетких меток и отношений на нем воспользуемся понятием ACL -шкалы [3], описываемой как:

$Sx = \langle \text{Name_Sx}, \tilde{X}, X, G, P, TTend, RTend \rangle$, где $Name_Sx$ – имя ACL -шкалы, \tilde{X} – базовое термножество абсолютных лингвистических оценок (лингвистическое название градаций), X – универсальное множество, на котором определена шкала. G – синтаксические правила вывода (порождения) цепочек оценочных высказываний (производные термов, не входящих в базовое термножество), P – семантические правила, определяющие функции принадлежности для каждого терма (задаются обычно экспертно), $TTend(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j)$ – лингвистическое отношение, фиксирующее тип изменения между двумя оценками \tilde{x}_i, \tilde{x}_j шкалы, $RTend(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j)$ – лингвистическое отношение, фиксирующее интенсивность различия между двумя оценками \tilde{x}_i, \tilde{x}_j шкалы.

Для работы с ACL -шкалой необходимо реализовать следующий набор операций:

1. Операция фазификации – определение абсолютной лингвистической оценки \tilde{x}_i по значению характеристики оцениваемого объекта x_j ;
2. Операция дефазификации – определение значения характеристики оцениваемого объекта x_j по абсолютной лингвистической оценке \tilde{x}_i ;
3. Операция определения типа различия;
4. Операция определения интенсивности различия.

Выполним построение ACL -шкалы, где сначала определим для описания шкалы базовое термножество мощностью 5, содержащее в себе оценки {малое, ниже среднего, среднее, выше среднего, большое}. Мощность множества обуславливается необходимостью вербализации каждого понятия шкалы, причем она должна быть понятна для пользователя и семантически содержательна.

Каждое нечеткое множество шкалы характеризуется треугольной функцией принадлежности. Для определения параметров каждой из функций можно использовать один из следующих подходов.

Первый из них базируется на экспертном разбиении области значения исследуемого показателя, когда эксперт указывает параметры каждой функции. Достоинством этого подхода является смысловая адекватность разбиения. Недостатком же выступает трудоемкость при настройке самой системы и необходимость обладания знаниями эксперта. Так как у большинства показателей нет нормативного значения, то сложно выявить какие-то смысловые диапазоны, да и область значений показателей чаще всего неограниченна.

Второй подход заключается в равномерном разбиении зафиксированной области значения показателя (от минимального наблюдаемого до максимального наблюдаемого значения) с определенным шагом, например $(max-min)/4$. Достоинством этого подхода является простота его реализации. Недостатком же – низкая смысловая адекватность разбиения.

Третий подход основан на выделении экспертом, так называемого интервала стабильности. Интервал стабильности – такое изменение величины, которое считается незначительным. Тогда зафиксированная область значения показателя разбивается равномерно на 5 или 10 интервалов стабильности. Количество интервалов зависит от разброса значения величины и ширины определенного экспертом базового интервала стабильности. Если же разброс значений не перекрывается полностью даже 10 интервалами, то ширина базового интервала увеличивается и считается, что разбиение происходит с погрешностью. Если область значения разбивается на 5 интервалов, то каждый интервал образует основание функции принадлежности, а середина интервала – вершину. Если же в разбиении участвуют 10 интервалов, то каждый из них определяет соответствующую ветку функции принадлежности.

В основе четвертого подхода лежит неравномерное разбиение зафиксированной области значения показателя с помощью алгоритма кластеризации. Это разбиение происходит без участия эксперта. В качестве алгоритма можно взять *fcm*-алгоритм кластеризации.

Изначально число кластеров равно 5. После проведения кластеризации оно может быть равно или меньше этого числа. Меньше оно будет, если несколько кластеров будут иметь один центр.

После того, процесс кластеризации закончен, центры кластеров и принадлежность элементов временного ряда к ним определены, мы можем

построить *ACL*-шкалу. Кластеры ранжируются в порядке возрастания координат центров, и им присваиваются метки из базового терм-множества *ACL*-шкалы. Затем полученные центры кластеров будут задавать вершины функций принадлежности, а максимальный и минимальный элементы принадлежащие кластеру – левую и правую границы функций принадлежности.

Возможные проблемы при построении шкалы таким образом – появление новых точек (при прогнозе), не принадлежащим ни одному кластеру. Для решения этой проблемы необходимо строить *ACL*-шкалу таким образом, чтобы ее функции принадлежности были взаимопересекающимися, то есть полностью покрывали зафиксированную область значения показателя. Если же появляется точка меньше левой границы первого кластера или же больше правой границы последнего, то данная точка считается принадлежащей ближайшему кластеру.

При построении *ACL*-шкалы принимается, что функции принадлежности пересекаются в точке $=0,5$. Для любой *ACL*-шкалы справедливо утверждение, что точки, принадлежащие одному понятию, являются неразличимыми. Однако при использовании третьего подхода, когда множество разбивается на 10 интервалов, может считаться, что точки неразличимы в пределах одной ветки функции принадлежности. Тогда для различения этих веток используется вспомогательный знак минус. Считается, что значения левой ветки отрицательные, а правой – положительные. Такая функция принадлежности будет называться модифицированной.

При использовании кластеризации для построения *ACL*-шкалы применение модифицированной функции зависит от ширины кластера.

При экспертном разбиении вопрос о применении модифицированных функций решается экспертом.

При равномерном разбиении зафиксированной области значения применение модифицированных функций является обязательным. Это обуславливается тем, что шаг разбиения выбирается случайным образом. И так как смысловая адекватность разбиения в этом случае крайне низка, то на данном этапе нельзя пренебрегать никакими изменениями значений. Порог чувствительности необходимо задавать уже позже, так как может возникнуть ситуация, когда точки, которые эксперт отнес бы к одному понятию, оказались принадлежащими разным понятиям, но на крайне незначительном расстоянии друг от друга. Тогда при использовании немодифицированных функций принадлежности эту ситуацию отследить будет невозможно.

Операция фазификации для значения x_i реализуется следующим образом. Для каждого по-

нения X_i ACL -шкалы определяется степень принадлежности точки ряда этому понятию и выбирается максимальная из них. Если функция принадлежности модифицирована, то значения сравниваются по модулю. Тогда операция фазификации имеет вид

$$\text{Fuzzy}(x_j) = (\max(F_i(x_j)), i_{\max}).$$

То есть возвращает порядковый номер понятия на ACL -шкале и степень принадлежности этому понятию. Для модифицированной функции – с учетом знака.

Операция дефазификации есть обратная операция, когда по порядковому номеру понятия и степени принадлежности этому понятию возвращается исходное значение ряда. Операция имеет вид:

$$\text{DeFuzzy}(\max(F_i(x_j)), i_{\max}) = x_j$$

Для определения типа различия введем следующие нечеткие отношения ($\sim<$, $\sim>$, $\sim=$). Эти нечеткие отношения могут быть описаны следующим образом. Пусть есть две метки $\sim X_{t-1} (\mu X_{t-1})$ и $\sim X_t (\mu X_t)$. Если эти метки являются разными понятиями ACL -шкалы, то отношения $\sim<$ и $\sim>$ определяются по отношению их индексов на ACL -шкале. В рамках одного понятия отношение определяется путем сравнения степеней принадлежности, если мы считаем, что в рамках одного понятия точки все-таки различаются. В данном случае как раз играет роль знак. Для определения отношений $\sim<$ и $\sim>$ используются следующие правила. Отрицательная степень считается меньше положительной.

Отношение $\sim=$ появляется тогда, когда знак степени принадлежности в рамках одного понятия не изменился. На основе описанных выше отношений мы можем определить абсолютное значение изменения величины по ACL -шкале. Обозначим ее $DeltaM$. Эта величина должна отражать направление изменения величин (увеличение/уменьшение) и степень этого изменения. Примем, что если значение увеличилось, то $DeltaM > 0$, если уменьшилось, то $DeltaM < 0$.

Расчет самого значения $DeltaM$ зависит от способа построения шкалы. $DeltaM$ может быть абсолютной и относительной. Абсолютная $DeltaM$ применяется при равномерном разбиении зафиксированной области значения показателя с определенным шагом. Относительная $DeltaM$ (обозначим ее $\sim DeltaM$) используется при любом другом способе построения шкалы.

Для расчета абсолютной $DeltaM$ необходимо взять две соседние точки ряда и рассчитать изменение степени принадлежности по следующим правилам. Если обе точки принадлежат одному понятию ACL -шкалы и их степени принадлежности имеют одинаковый знак, то $DeltaM$ рассчитывается как модуль разности между степенями принадлежности. Знак ставится по пра-

вилу определения нечетких отношений. Если знак степеней принадлежности разный, то $DeltaM$ рассчитывается как сумма разностей модулей степеней принадлежности и 1. Если точки принадлежат разным понятиям, то $DeltaM$ рассчитывается как сумма изменений степеней принадлежности от исходного значения до точки пересечения текущего понятия со следующим и от этой точки пересечения до значения степени принадлежности второй точки ряда. Если между понятиями, которым принадлежат рассматриваемые точки, находится одно или несколько понятий, то к $DeltaM$ прибавляется величина равная $1 * (\text{количество_понятий} - 1)$.

Для расчета относительной $\sim DeltaM$ необходимо также взять две соседние точки ряда и рассчитать изменение степени принадлежности по следующим правилам. Если обе точки принадлежат одному понятию ACL -шкалы и мы используем немодифицированную функцию принадлежности, то $\sim DeltaM$ равна 0. То же самое происходит при использовании модифицированной функции принадлежности, если знак принадлежности обеих точек одинаковый. Если же при использовании модифицированной функции точки имеют разный знак принадлежности, то $\sim DeltaM$ считается равной 0,5. Знак ставится по правилу определения нечетких отношений. Если при использовании немодифицированной функции принадлежности точки принадлежат разным соседним понятиям, то $\sim DeltaM$ считается равной 1. То же самое происходит при использовании модифицированной функции в ситуации, когда знак остается неизменным. Если же знак меняется, то $\sim DeltaM$ считается равной 0,5. Если между понятиями, которым принадлежат рассматриваемые точки, находится одно или несколько понятий, то к $\sim DeltaM$ прибавляется величина равная $1 * (\text{количество_понятий} - 1)$.

Для реализации данных операций нам необходимо от исходного нечеткого ряда перейти к ряду абсолютных изменений по ACL -шкале. Для этого начиная со второго элемента ряда, сравниваем текущее значение с предыдущим, и текущему значению приписываем рассчитанное $DeltaM$ или $\sim DeltaM$. В итоге мы получим временной ряд абсолютных или относительных изменений по ACL -шкале.

Теперь на их основе мы можем реализовать операции определения типа изменения и интенсивности изменения. Для характера изменений будут сформированы лингвистические оценки типа элементарной тенденции. Всего их три: {падение, стабильность, рост}. Для реализации функции $T\text{Tend}$ на области $(\min(DeltaM); \max(DeltaM))$ или $(\min(\sim DeltaM); \max(\sim DeltaM))$ строится упрощенная ACL -шкала. Суть упрощения заключает-

ся в уменьшении определяемых операций: достаточно будет определить только *Fuzzy()* и *DeFuzzy()*. Причем, так как для данной шкалы не требуется определение остальных операций, то функции принадлежности понятиям будут немодифицированными, то есть без определения знака.

Для интенсивности изменения также строится упрощенная *ACL*-шкала, также с тремя метками {малый, средний, большой}.

Особое внимание стоит уделить лингвистической оценке типа тенденции “стабильность”. Данная оценка ставится, если *DeltaM* по модулю меньше определенного порога, то есть когда мы считаем изменение незначительным. Понятно, что для этой оценки типа тенденции интенсивность не определяется, хотя может служить дополнительным показателем, насколько данная тенденция действительно является стабильностью. Для $\sim DeltaM$ стабильностью является значение 0.

После определения упрощенных *ACL*-шкал и их операций мы можем получить временной ряд элементарных тенденций, применяя операцию *Fuzzy()* соответствующей *ACL*-шкалы для каждого значения *DeltaM* или $\sim DeltaM$.

Далее для прогноза по ряду нечетких элементарных тенденций на практике используют три модели. Первая из них основана на представлении временного ряда как результата агрегации нечеткого временного ряда тенденций и нечеткого временного ряда интенсивностей. Модели ряда типов тенденций и ряда интенсивностей тенденций являются моделями Сонга. На практике большинство последовательных наблюдений временных рядов зависимы. Эта зависимость может быть представлена авторегрессионной моделью.

Алгоритм прогноза, таким образом, прост – отдельно прогнозируются значения типов тенденций по модели Сонга и отдельно для интенсивностей тенденций по модели Сонга. То есть формируется база правил вида (если...то...) и с помощью этой базы осуществляется прогноз. Количество термов в левой части равно порядку модели, терм в правой части один.

Полученный результат может иметь лингвистическую интерпретацию или может быть дефазифицирован с помощью операций шкалы. Для агрегации значений используется аддитивная модель, то есть значения складываются для получения четкого прогноза.

Данная модель имеет следующие ограничения. Во-первых, неполнота правил: модель не охватывает все возможные ситуации. Особенно это проявляется на коротких рядах. Во-вторых, проблема коллизии правил: одна и та же входная часть может иметь разные выходы. Частичное

решение первой проблемы заключается в поиске какого-либо ближайшего подходящего правила. Для этого можно рассматривать модели с разным порядком, ища наиболее подходящую.

Для решения второй проблемы правила ранжируются по частоте появления в обучающей выборке и по степеням принадлежности понятия правой части правила. По частоте правила ранжируются по убыванию. Ранжирование по степени принадлежности может происходить как по максимуму, так и по минимуму.

Вторая модель, используемая для прогноза – модифицированная модель Сонга, которая основывается на описанной выше модели, но прогноз строится не отдельно для тенденции и интенсивности, а сразу для пары “тенденция+интенсивность”.

Третья модель основана на представлении модельного временного ряда как результата суммирования четкого значения интенсивности с предыдущим значением ряда. Четкий временной ряд интенсивностей получается с помощью процедуры дефазификации по шкале интенсивности. Для прогнозирования значений этого ряда используется Нейросетевая модель, с количеством входов, равным порядку модели и одним выходом.

Алгоритм прогнозирования состоит в получении значения *DeltaM* со знаком и прибавления этой величины к предыдущему значению ряда для получения следующего. Что бы получить лингвистическую интерпретацию полученного прогноза, необходимо к четкому значению вновь применить операции шкалы.

Таким образом, общая модель прогноза является параметрической. В качестве параметров выступают вид используемой модели, ее порядок и для первых двух моделей – способ ранжирования правил по степени принадлежности (по максимуму или минимуму).

Полученный прогноз можно оценить двумя способами: с качественной и количественной точки зрения.

Для оценки качества прогноза используются два показателя, характеризующие отношение ошибочно предсказанных термов к общему числу термов:

$$T_{\text{tendFPE}} = K_E / K$$

$$R_{\text{tendFPE}} = R_E / K,$$

где K_E – количество ошибочно распознанных типов тенденций, K – общее количество элементарных тенденций на временном ряду, R_E – количество ошибочно распознанных интенсивностей.

K_E высчитывается как сумма $K_E[i]$, где $i = 1$ до n , где n – количество образцов в тестовой выборке. $K_E[i]$ рассчитывается следующим образом: если номер угаданного понятия на соответ-

ствующей *ACL*-шкале отличается от номера тестового понятия на 2, то $K_Efi]=1$ (то есть вместо роста указан спад или наоборот). Если же отличается на 1 (вместо роста стабильность или вместо стабильности рост и т.д.), то $K_Efi]=0,5$. R_E высчитывается таким же образом, но с использованием своей *ACL*-шкалы.

Расчет показателей происходит следующим образом: временной ряд делится на две части в соотношении 90/10. Первая часть используется для обучения, вторая часть – для оценки прогноза. Для временного ряда строятся модели порядков (1,2,3... $n/3$), где n – количество элементов ВР. Кроме того, в каждой модели каждого порядка строится для максимального и минимального способа объединения правил. Прогноз оценивается для моделей всех порядков, затем из совокупности выбирается та модель, которая имеет минимальный критерий качества.

Для оценки прогноза с количественной точки зрения используется так называемая средняя абсолютная относительная ошибка (*MAPE*):

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{y_t^0 - y_t}{y_t} \right| \cdot 100\%.$$

где y_t^0 – предсказанное значение, y_t – экзаменационное значение ряда. Четкое предсказанное значение ряда получается путем применения операции дефазификации к понятию *ACL*-шкалы, которой принадлежит точка. Рассчитывается она для последней точки временного ряда.

Тогда в автоматическом режиме работы для определения, какая модель лучше описывает данный временной ряд, используется переборный алгоритм. Для каждого ряда строится *ACL*-шкала каждым способом, кроме разбиения с использованием интервала стабильности, так как в данном случае необходимо вмешательство эксперта. Затем для каждого способа построения считаются ошибки тенденции, интенсивности и *MAPE* (в %). Для описания ряда используется тот способ построения шкалы и та модель прогноза, у которой ошибки минимальные.

Как было описано выше, данный метод реализован в рамках системы экономического экспресс-анализа предприятия, включающую в себя, помимо описанного модуля, подсистему, выполняющую сглаживание ряда методом *F*-преобразования. Все модули системы реализуются в виде web-сервисов. Среда реализации – *Java*. В качестве сервера базы данных используется *MySQL*.

Таблица 2. Результаты экспериментов с сервисом

Ряд	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10
Тип	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>c</i>	<i>pi</i>	<i>pi</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>p</i>
Длина	14	15	46	51	13	7	7	7	7	7
Средняя MAPE,%	12,7	0,9	17,4	1,1	6,7	27,6	2,6	3,5	1,3	14,7
Э1	18,64 / К/Н	4,7/ К/Н	17,41/ П/СО	1,12/ П/СП	9,74/ П/СП	27,62/ П/Н	6,61/ П/СО	0,004/ К/СП	1,3/ К/Н	1,7/ К/Н
Э2	3,04/ К/Н	0,007/ К/СО	17,41/ П/СО	1,12/ П/СП	4,66/ П/СП	27,62/ П/Н	0,007/ К/СО	5,9/П/СП	1,3/ К/Н	1,7/ К/Н
Э3	20,11 / К/Н	4,7/ К/Н	17,41/ П/СО	1,12/ П/СП	4,66/ К./СП	27,62/ П/Н	6,61/ П/СО	0,004/ К/СП	1,3/ К/Н	34,24/ К/Н
Э4	18,64 / К/Н	4,7/ К/Н	17,41/ П/СО	1,12/ П/СП	4,66/ К./СП	27,62/ П/Н	0,007/ К/СО	5,9/П/СП	1,3/ К/Н	1,7/ К/Н
Э5	3,04/ К/Н	4,7/ К/Н	17,41/ П/СО	1,12/ П/СП	9,74/ К./СП	27,62/ П/Н	0,007/ К/СО	5,9/П/СП	1,3/ К/Н	34,24/ К/Н
Ошибки распознавания тенденций и интенсивностей во всех экспериментах и для всех рядов = 0.										

Ниже приведена таблица (табл. 2), позволяющая судить о работе сервиса. Было проведено 5 экспериментов с набором из 10 рядов. Взяты ряды разной длины и разного происхождения (реальные показатели и искусственно сгенерированные ряды). В таблице используются следующие сокращения. В строке тип: p – реальный ряд, s – стационарный ряд, psi – рост с шумом. В ячейках, описывающих эксперименты, данные записаны в виде: “МАРЕ% / Способ построения АСЛ-шкалы / Модель, используемая для прогноза”. Сокращения: P : Равномерное разбиение, K : Кластеризация, \mathcal{E} : Экспертное разбиение, H : Нейронная сеть, $СП$: Модифицированная модель Сонга (тенденция+интенсивность), $СО$: Обычная модель сонга: Сонг-тенденция, Сонг-интенсивность.

На основании вышеизложенного следует вывод, что сервис работает адекватно, тенденции распознаются правильно. Средняя МАРЕ по всем рядам-экспериментам = 8,85%. Максимальная ошибка = 27,6%, минимальная – 0,007%. Это хорошие показатели,

особенно для коротких рядов, где классические статистические методы не всегда обрабатывают.

Исследование выполнено при поддержке ФЦП “Научные и научно-педагогические кадры инновационной России”, государственный контракт 02.740.11.5021. Автор выражает благодарность профессору г. Острава (Чехия) Перфильевой И.Г. за помощь в проведении исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Перфильева И. Нечеткое преобразование: применительно к проблеме роста рифов. / В кн: Демикко Р. Клир GJ и др. редакторы. Нечеткая логика в геологии. Амстердам: Академическая пресса: 2003, 275-300.
2. Ярушклина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. М.: Финансы и статистика, 2004. 320с
3. Афанасьева Т.В., Козлов А.О., Ивахина А.А. Моделирование лингвистических оценок на основе АСЛ-шкалы // Труды V Международной научно-практической конференции “Интегрированные модели и мягкие вычисления (Коломна, 20-30 мая 2009 г.), В 2-х т. Т.1. М.: Физматлит, 2009. С.298-304

ENTERPRISE FINANCIAL PERFORMANCE ESTIMATION AND FORECAST BASED ON TIME-SERIES OF FUZZY ELEMENTARY TENDS

© 2010 V.V. Shishkina

Ulyanovsk State Technical University

The method of enterprise financial performance estimation and forecast is described in this article. This method is realized in the module of expert support system.

Key words: enterprise financial performance estimation, forecast, time-series, fuzzy elementary tends.

Ключевые слова: оценка и прогнозирование, финансовое состояние предприятия, временные ряды нечеткие элементарные тенденции