



УДК:004.822

К.Дж. Боскебеев

КГТУ, г. Бишкек

А.Е. Еруланова

ВКГТУ, г. Усть-Каменогорск

ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

Предлагается задача выбора наилучших экспертных систем (ЭС). Для этого требуется определение информативности того или иного параметра ЭС для принятия решений, которые, как правило, связаны с решением плохо формализуемых задач, поэтому большое место в этой области занимают эвристические методы. В этой сфере математический анализ чаще приводит к успеху не при попытках формализации основ эвристических методов, а при наведении порядка в их совокупности и систематизации данных в определении способов, границ и результатов их применения. Один из подходов состоит в том, что эвристические приемы принимаются за исходный базис, в пространстве можно организовать поиск корректного в том или ином смысле лучшего метода. Именно таково положение в большинстве разделов теории информации, методы которой в качестве важной составной части входят в математическое обеспечение задач экспертных систем [1-3]. Экспертная система имитирует поведение человека-эксперта в некоторой специфической предметной области. Идея создания ЭС заключается в том, чтобы множество людей могли воспользоваться знаниями эксперта в своей практической деятельности. А это может освободить эксперта для решения более сложных и новых проблем.

В разработке экспертной системы с узлами семантической сети (понятиями) должны связываться условия, советы, язык советов, язык условий, картинки, видеоизображения, аудио-сегмент, текст, а также рассматриваться некоторые меры этих сущностей. В качестве одной из таких мер предлагается использовать меру количества информации по А.Н. Колмогорову, заключенной в этой сущности. Значение указанной меры можно оценить размером соответствующего файла, сжатого с помощью современных алгоритмов сжатия.

При этом условии предлагаемая формализованная модель в состоянии создавать ЭС для широкой сферы приложений.

$$M = \{S_i, G_j, P_p, BS_i, BG_j, K_j, V_j, AC_j, T_j\}, \quad (1)$$

где S_i – множество советов пользователям; G_j – множество условий; P_p – множество советов по обучению; BS_i – описание на естественном языке (ЕЯ) – языке совета; BG_j – описание на ЕЯ – языке условий; K_j – множество картинок; V_j – множество видеоизображений; AC_j – множество аудио-сегментов; T_j – множество текстов.

Параметры G_j являются лингвистическими переменными, а значения лингвистических переменных – слова, фразы ЕЯ.

ЭС могут распознать совершенно новые объекты, сопоставляя свойства этих объектов

со свойствами имеющихся объектов в классификационной иерархии. Предлагаемая формальная модель может обладать возможностью (способностью) формировать базу знаний в диалоговом режиме с экспертом, то есть создавать новые базы знаний для новых ЭС в широкой сфере областей. Далее, эта ЭС имеет машину дедуктивного вывода. Последняя использует правила базы знаний, определяет какой совет следует дать пользователю ЭС или же, продолжая работать, инициирует новые действия. Кроме того, модель может объяснять свои заключения и ответы, отвечая на вопросы КАК и ПОЧЕМУ. Разделение в базе знаний управления и логических частей вывода есть фундаментальная особенность оболочки ЭС. Информация есть отражение одного объекта другим, проявляющееся в соответствии с их состоянием. Один объект может быть отображен с помощью нескольких других, часто каким-то лучшим, чем остальные, то есть информативность является критерием принятия решения.

Разработана программа на языке искусственного интеллекта Visual Prolog 7 для понимания естественного языка компьютером на основе формальной модели, приведенной в формуле (1). Инженеры по знаниям могут создавать базу знаний. Для этих целей ЭС содержит все инструменты. На верхнем уровне знания в оболочке ЭС представляются секциями. Первая секция любой базы знаний должна именоваться как start (начало). Любая секция состоит из имени, текстового описания и ряда параграфов. ЭС имеет дело с параграфами секции, отрабатывая их последовательно, начиная с вершины (с начала) до конца секции. Если параграф содержит булевское выражение, то это выражение вычисляется первым. Если это выражение истинно или параграф не содержит вообще булевского выражения, то выполняется имеющий отношение к этому параграфу список действий в том порядке, как они записаны в параграфе. Когда начинается консультация (через вызов элемента меню обучение) ЭС начинает вычисления булевских выражений в стартовой секции (с имени start). Секция start включает три параграфа. Первый параграф содержит список из двух действий, заключенных в скобки и разделенных запятой. Следующий параграф имеет только одно действие. Здесь скобки могут быть опущены. Последний параграф состоит из одного только действия (без логического условия – булевского выражения). Параметры – это переменные, которые определяют поток управления между секциями. Любой параметр состоит из поля декларации и поля типа. Ряд необязательных полей, зависящих от типа параметра, используется для описания параметра. Любой параметр может получать значение одним из следующих путей: путем ответа на вопрос; как результат выполнения некоторых правил; путем выполнения назначающего действия. Напомним, что первый уровень машинного понимания предполагает использование при ответе на вопросы содержания, отражаемого текстом. Модели, с помощью которых воссоздаются знания специалистов-экспертов в интеллектуальных компьютерных системах, характеризуются различным уровнем синтаксичности. Этот уровень зависит от количества синтаксических правил, находящихся вне модели, которые, однако, следует знать, чтобы правильно понять назначение каждого из элементов модели. Высокий уровень синтаксичности приводит к ошибочной автоматической внутренней или внешней интерпретации модели.

Совокупность семантических отношений, отражающих связь между денотатами, представляет собой отношение отношений и называется семантической структурой высказывания, фразы, текста и т.д. Текстовое выражение применяется в поле выражений, в вопросном поле и текстовых правилах параметров выражения. В секции «текстовые выражения» употребляются советы. Текстовые выражения могут быть набором строк и смыслом некоторых параметров и текста функции.

Для определения наилучшей экспертной системы необходимо вычислить их диагностические коэффициенты (ДК). Затем, сравнивая значения ДК ЭС, определим три максимальных значения. Сохраним названия показателей этих максимальных ДК. И так для каждой ЭС. Затем для каждого года, сравнивая ЭС между собой по показателям, вычислим ДК, определим их максимальные значения и сохраним названия показателей. Сложим названия всех показателей и путем сравнения определим три наилучших.

Формализация модели для определения информативности ЭС приведена ниже. Пусть $\{B_{k,h}\}, k = 1, \dots, n$ – ряд данных. Каждому $B_{k,h}$ соответствует множество значений объектов по формуле

$$\{B_{k,h}\}, h \in [1, p], \quad (2)$$

где $h = 1 \dots p$ – значение объектов.

Вычисление энтропии показателей позволяет определить среднюю погрешность изменения показателя. Деятельность ЭС во многом зависит от спроса и предложения. Для получения достоверного вывода о результате деятельности ЭС по показателям необходимо сравнить несколько ЭС и вычислить математическое ожидание $M^{i,j}$, дисперсию $D^{i,j}$ и энтропию $E(y_i^j)$ [4] данных за несколько лет

$$E(y_i^j) = 0,5 \cdot \ln(D^{i,j}), \quad (3)$$

$$\text{где } D^{i,j} = \frac{\sum_{h=1}^p (B_{k,h} - M^{i,j})^2}{p-1} \text{ – дисперсия; } M^{i,j} = \frac{\sum_{h=1}^p B_{k,h}}{p} \text{ – математическое ожидание.}$$

Вычисления математического ожидания $M^{i,j}$, дисперсии $D^{i,j}$ и $E(y_i^j)$ энтропии производится для каждого показателя.

Для вычисления $E(y_i^j)$ энтропии одной ЭС для каждого показателя вычисляются математическое ожидание $M^{i,j}$ и дисперсия $D^{i,j}$. Энтропия характеризует среднюю погрешность изменения показателей ЭС.

Эффективность ЭС невозможно достаточно корректно оценить на основании какого-либо одного показателя, поскольку каждый из них характеризует какую-либо одну из сторон представлений знаний ЭС. Целостное суждение о состоянии ЭС возможно лишь в результате комплексной оценки частных показателей по вышеуказанной методике.

Однако для выявления лучших показателей ЭС, прежде всего, определяем максимальные значения отдельно по периодам ДК и запоминаем наименования этих показателей. Затем определяем, сколько раз встретилось каждое наименование показателя. В результате получим наиболее часто встретившиеся показатели, которые являются лучшими.

Таким образом, метод характеризуется необходимостью сравнения ЭС по всем показателям для определения наилучшей ЭС.

На основании вышеизложенного можно сделать следующие выводы:

1. Нами предложена формализованная модель экспертной системы для обработки знаний специалистов.
2. Предложен метод для выбора наилучшей экспертной системы.

Список литературы

1. Базы знаний интеллектуальных систем / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – Спб.: Питер, 2000. – 384 с.
2. Бернштейн Л.С., Боженюк А.В. Нечеткие модели принятия решений: дедукция, индукция, аналогия. – Таганрог: ТРГТУ, 2001. – 110 с.

3. Гибридный интеллект: Науч.-учеб. изд. /В.В. Смогунов, О.В. Кузнецова, В.В. Кашаева и др.; Под ред. Е.А. Ломтева, В.В. Смогуна. - Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2007. - 138 с.
4. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в Волшебных странах. - М.: Университетская книга, Логос, 2006. - 292 с.

Получено 14.02.2013

УДК 004:574

С.Т. Капасова, Е.М. Турганбаев
ВКГТУ им. Д. Серикбаева, г. Усть-Каменогорск

**ПОСТРОЕНИЕ АППРОКСИМИРУЮЩЕЙ ФУНКЦИИ, ОТРАЖАЮЩЕЙ ИЗМЕНЕНИЕ
ЭКОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ВО ВРЕМЕНИ**

Строгое математическое обоснование возможностей нейронных сетей основывается на теоремах Колмогорова, Вейерштрасса, Стоуна и обобщенной теореме Стоуна. На основе обобщенной теоремы Стоуна, доказанной российским ученым А. Горбанем, можно сделать вывод, что нейронные сети являются универсальными аппроксимирующими устройствами и могут с любой точностью аппроксимировать любую непрерывную функцию [1, 2].

В работе [3] делается попытка прогнозирования с помощью нейронных сетей отдельных концентраций. Отмечается, что при применении методики, основанной на синоптико-статистическом анализе [4], значения ошибок прогноза сопоставимы с полученными при помощи нейронной сети, и делается вывод о возможности использования нейронной сети для прогноза загрязнения атмосферы.

В работе [5] рассматривается задача моделирования загрязнения воздушной среды на основе искусственной нейронной сети. Проведено сравнение двух моделей: на основе нейронных сетей и на основе авторегрессионной модели. Показано, что точность аппроксимации временного ряда выше для модели на основе искусственной нейронной сети.

Из приведенных примеров видно, что наибольшее распространение для решения задач экологического мониторинга получили нейронные сети. Это связано как с их высокой эффективностью в решении задач распознавания и прогнозирования, так и с широким распространением инструментальных средств для их использования.

На практике часто возникает ситуация, когда в силу объективных причин в таблице экологических параметров некоторые значения отсутствуют. Для решения задач анализа и прогнозирования необходимо наличие как можно более полной информации. Возникает задача восстановления отсутствующих значений. Результатом решения этой задачи является замена некомплектных векторов X_t векторами, в которых недостающие значения заполняются на основе закономерностей, найденных во всем объеме данных. Восстановление пропусков в данных необходимо как на этапе построения моделей для оценки и прогнозирования экологической ситуации, так и на этапе их применения [6].

Для заполнения пробелов в данных можно использовать методы прогнозирования экологических параметров на основе истории их изменения. Такой подход не использует значения параметров, которые следуют после пропущенного. Замена пропущенных данных средними значениями или значениями, лежащими на линии, соединяющей точки до и после пропущенных значений, имеет низкую точность прогноза. Для восстановления пропущенных данных в экологической информации предлагается исследовать 3 метода:

- 1) построение аппроксимирующей функции, отражающей изменение экологических параметров во времени;
- 2) восстановление пропусков в данных на основе взаимосвязей между экологическими параметрами;
- 3) алгоритмы семейства WANGA.

В данной работе рассмотрен первый метод, используемый на этапе подготовки данных для проведения анализа и построения моделей.

Данные для анализа. В качестве примеров, иллюстрирующих теоретические исследования и разработки, будем рассматривать исходную экологическую информацию из базы данных «DB_SAP», которая является составной частью автоматизированной измерительной системы производственного экологического мониторинга (АИСПЭМ) и базируется на СУБД Microsoft SQLServer.

Для оценки эффективности предсказания отсутствующего значения рассматриваемыми методами из таблицы исключаются известные значения экологических параметров, и осуществляется их восстановление. На основе вычисленной точности восстановления отсутствующих значений делается вывод об эффективности используемого алгоритма. Обучение нейронных сетей будем осуществлять в аналитическом пакете Deductor Studio 5.2.

В качестве примера рассмотрим изменение концентрации хлора в точке контроля, расположенного в поселке Новая Согра в период с 30.05.12 07:00 по 31.05.12 0:40 с 20 минутным интервалом. Исключим значение концентрации 0,275390625, которое было измерено в 30.05.12 15:20 (рис. 1).



Рисунок 1 - Динамика изменения концентрации хлора с отсутствующими значениями

Аппроксимирующая функция, отражающая изменение экологических параметров во времени, строится на основе известных значений. Для её построения воспользуемся нейронными сетями, являющимися универсальными аппроксимирующими устройствами.

Пропущенные значения могут быть найдены как значения построенной функции.

Восстановление пропущенных значений состоит из двух этапов: построения аппроксимирующей функции (обучения нейронной сети) и нахождения пропущенных значений с помощью построенной функции.

Пусть неизвестно значение i -го параметра экологического мониторинга за период времени t_0 . Для восстановления отсутствующего значения отбираются данные, характеризующие изменение параметра за предшествующие и следующие за ним периоды времени.

Для обучения нейронной сети в качестве входа используются значения, отражающие порядок проведения измерений во времени

$$t_{-d}, \dots, t_{-2}, t_{-1}, t_1, t_2, \dots, t_d,$$

где d - количество шагов, на которое осуществляется отбор данных. То есть $2d$ - количество элементов, по которым строится аппроксимация функции. Выходами являются значения параметра экологического мониторинга в соответствующие моменты времени.

После того как функция построена, для получения недостающего признака на вход подается значение аргумента t_0 , соответствующее пропущенному значению (рис. 2).

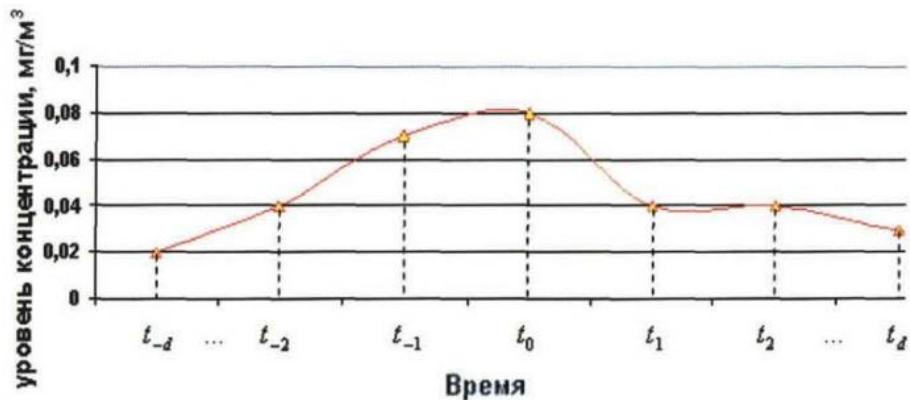


Рисунок 2 - Аппроксимация функции изменения экологических параметров во времени

Сформируем обучающую выборку, каждый элемент которой представляет собой пару чисел. Первый элемент пары представляет собой номер наблюдения, второй - соответствующее значение концентрации. В результате было получено 57 пар. Построим нейронную сеть, у которой будет один вход и один выход, десять нейронов в первом скрытом слое и десять во втором (рис. 3).

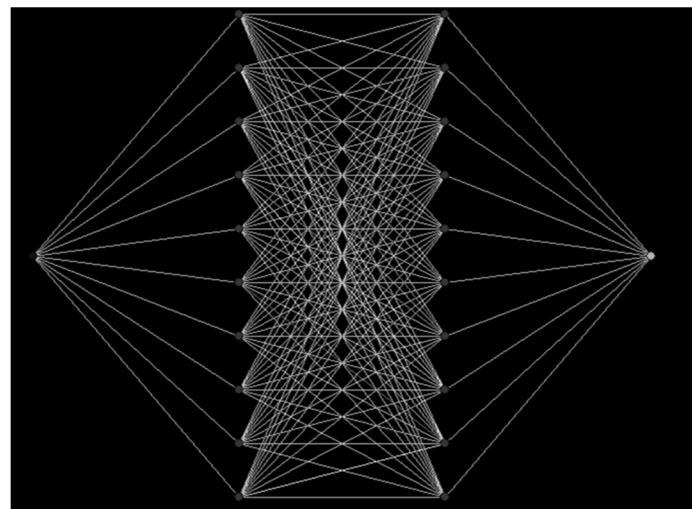


Рисунок 3 - Нейронная сеть, предназначенная для восстановления отсутствующих значений хлора

В качестве активационной используется сигмоидальная функция. Считаем, что нейронная сеть научилась выдавать на выходе значение функции, если ошибка для обу-

учающей выборки составляет значение меньшее 0,05.

После того как нейронная сеть научилась распознавать 100 % примеров обучающей выборки, подаем на ее вход время отсутствующего элемента (рис. 4).

Поле	Значение
Входные	
ab время	15:20:00.000
Выходные	
9.0 Значения измер...	0,274555278126568

Рисунок 4 - Восстановление отсутствующего параметра с помощью обученной нейронной сети

В данном случае относительная ошибка предсказания отсутствующего элемента составила 0,45 %, что является хорошей точностью. Однако не всегда описанный способ дает удовлетворительный результат. Проведем следующий эксперимент. Дополнительно уберем 25-е и 26-е наблюдения, то есть смоделируем ситуацию, когда измерения не поступали в течение 1 часа 40 минут.

Проведем процесс восстановления отсутствующих значений способом, описанным выше. Результат восстановления представлен на рис. 5.

Если проследить историю изменения концентрации хлора слева от восстанавливаемых значений, то становится очевидна закономерность, по которой были предсказаны 25-е и 26-е наблюдения.



Рисунок 5 - Восстановление трех отсутствующих значений с помощью нейронной сети

Таким образом, как видно из графика, реальные и восстановленные значения практически совпадают.

В результате для 25-го наблюдения ошибка составляет 0,28 %, для 26-го – 0,51 %. То есть в данном случае ошибка не является значительной. Для данной задачи лучше подходит данный метод - *построение аппроксимирующей функции, отражающей изменение экологических параметров во времени*.

Недостатком данного метода является то, что для восстановления экологического параметра используются только закономерности развития процесса во времени и не учитываются взаимосвязи между параметрами. Возможно, что тенденция изменения одного

экологического параметра во времени не будет отражать его истинного значения, так как не будет достаточного количества значений для осуществления аппроксимации, а зависимости между параметрами могут позволить сделать предположение о его действительном значении.

Список литературы

1. Горбань А.Н. Нейроинформатика / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н. Кирдин и др. - Новосибирск: Наука, 1998. - 296 с.
2. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Ростислев. - Новосибирск: Наука, 1996. - 276 с.
3. Ветров А.Н. Использование нейронной сети для прогноза загрязнения воздушного бассейна по данным системы мониторинга / А.Н. Ветров, А.П. Прохныч.
4. Ветров А.Н. Использование распределенной адаптивной математической модели для прогнозирования состояния окружающей среды / А.Н. Ветров, А.Н. Прохныч // Проектирование технических и медико-биологических систем: Сб. науч. тр. - Тверь, 2000. - 164 с.
5. Попов Н.С. Применение искусственных нейронных сетей для систем прогноза загрязнения воздушного бассейна // Вестник ТГТУ. - 2002. - Т. 8. - № 2. - С. 219-227.
6. Вересников Г.С. Нейронные сети в задачах восстановления пробелов в данных экологического мониторинга // Проблемы экономики, науки и образования в сервисе: Сб. науч. тр. - Шахты: ЮРГУЭС, 2005. - С. 132-135.

Получено 18.01.13

УДК 004:378

А.Т. Каримов, В.С. Черняевский
ВКГТУ им. Д. Серикбаева, г. Усть-Каменогорск

ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОДХОД К ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМУ ПРОЦЕССУ

Передача знаний устная или с различных носителей в образовательном процессе носит сложный многоуровневый и многозначный характер. Охватить весь спектр сторон образовательного процесса невозможно. Мы остановимся на проблеме адаптивного обучения в рамках современных информационных и компьютерных возможностей.

Адаптация, в переводе с латинского *«adaptare»* - приспособлять, обозначает приспособление организмов к изменяющимся условиям существования.

С позиций системного анализа, если считать передающий от объекта к субъекту элемент знаний в виде открытой системы, обладающей свойствами самосохранения, самоорганизации и саморазвития, адаптация может быть определена как адаптер, воспроизводящий знания субъекта на основе законов психологии, законов природы человеческого мозга и тех средств, которые изобретены к настоящему времени в области получения, передачи, переработки и хранения любой информации.

Именно знания человек получает через мышление, которое постоянно возникает как результат отражения отклонений его состояния при взаимодействии с внешней средой. При каждом отражении человеку каждый раз приходится делать выбор своего состояния, который запоминается как элемент знания.

Чем больше преодолений приходится делать человеку, тем больше знаний он получает о внешнем мире и о себе, тем выше его интеллект. Следует отметить значимость и свойства отклонений. Р.Ф. Абдеев [1] говорит об этом так: «Оно [отклонение] является универсальным элементом взаимодействия, присущим всем системам. Без отклонения нет

информации и процесса управления, нет развития. Определяющая роль отклонения отражена в «золотом правиле» саморегуляции. Само отклонение от нормы служит стимулом возвращения к норме».

Приобретение знаний через образовательный процесс предполагает наличие собственного мысленного отражения, полученного в действительности другим человеком. В решении этой проблемы как раз приобретает основное значение методика адаптивных технологий в образовательном процессе. При этом обучаемый должен принять чужие знания как свои, сделать их понятными, предметными и в совокупности со своими прежними знаниями.

В естественных условиях знания возникают и остаются в памяти, увеличивают свою значимость только при многократных повторениях однотипных отклонений. Так устроена наша вселенная, циклически меняются дни и ночи, годовые сезоны и наши состояния.

В учебном процессе тоже должен быть циклический сюжет повторений одного и того же элемента знаний. Такой подход подводит нас к адаптивному методу обучения, когда с помощью огромного арсенала педагогических и материальных средств можно эмпирически создавать различные сценарии передачи одного и того же элемента знаний, увеличивая каждый раз возможности и глубину.

Главная цель такого планирования адаптивных технологий обучения - развитие творческого освоения знаний. Можно в указанных технологиях по различным сценариям для одного и того же элемента знаний использовать конфигуратор системы, где определены различные языки-интерпретаторы. Среди них особое место занимают два языка: математический – строго формализованный, и «житейский» - созерцательный язык.

Проектирование адаптивных технологий обучения. В качестве объекта исследования рассмотрим учебную дисциплину $D(T_1, T_2, \dots, T_r)$, где буквами T_1, T_2, \dots, T_r - обозначены изучаемые темы дисциплины. Каждую тему T_i будем рассматривать как выделенную стандартную систему, имеющую определенную временную структуру потока со случайной длительностью информационных состояний обучения:

$$S_1^i(\Delta t_1^i), S_2^i(\Delta t_2^i), \dots, S_k^i(\Delta t_k^i).$$

Начало обучения по теме T_i определяется состоянием $S_1^i(\Delta t_1^i)$, длительностью Δt_1^i . Это время совпадает с длительностью лекционного представления темы i , где дается полная исходная информация сущности предлагаемой темы. При дистанционном обучении это изучение On-line текста лекции по i -й теме. Восприятие студента на этом этапе оценивается с помощью тестирования в единицах 100-балльной шкалы знаний в виде $\Delta d_1^i = D^i \cdot K_1^i \%$, где D^i - доля полного знания по i -й теме дисциплины D .

Учитывая возможности адаптивного обучения, в обучающий процесс вводятся состояния $S_2^i(\Delta t_2^i), \dots, S_k^i(\Delta t_k^i)$, которые проектируются с целью повышения уровня знаний по i -й теме, углубленного понятийного представления о сущности знаний и выработки навыков использования этих знаний в практике, а самое главное - их адаптивного назначения. Результат многократного повторения обращений к одной и той же теме как системе, при условии некоторых изменений в ней, приводит к расширению знаний, к динамике параметров системы и развитию творчества и интереса к знанию вообще.

В качестве $S_2^i(\Delta t_2^i)$ - можно спроектировать лабораторную работу и, аналогично, $S_1^i(\Delta t_1^i)$ - оценить ее с помощью специально подобранных тестов. В качестве $S_3^i(\Delta t_3^i)$ - можно спроектировать текст лекции, обогащенной аналогиями реальной среды обитания, знакомой студенту.

Пользуясь возможностями компьютерной графики ввести в текст лекции рисунки, графики, анимацию и т.п. и построить состояния $S_3^i(\Delta t_3^i), S_4^i(\Delta t_4^i)$... Таким образом можно предусмотреть все проблемные затруднения студента и повысить системность его знаний до 100 % уровня:

$$\Delta d_1^i + \Delta d_2^i + \Delta d_3^i = D.$$

В нашей работе рассмотрены три этапа повторения состояния в обучении, это – лекционная, лабораторная и анимационная реализации тем дисциплины. В качестве опытной выбрана дисциплина «Математическое моделирование экономических процессов», для которой построен сценарий обучения (рис. 1).

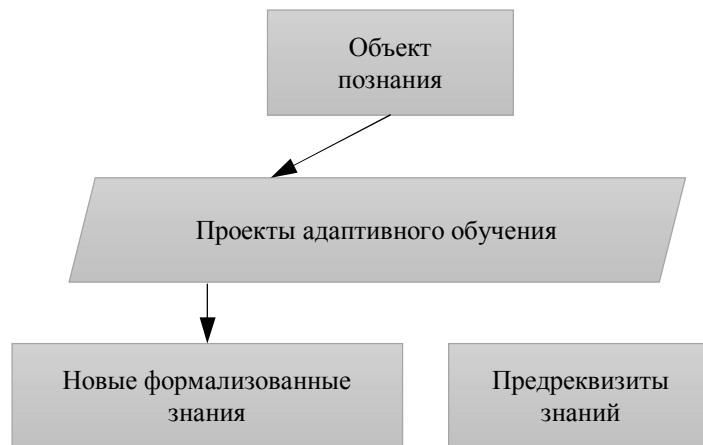
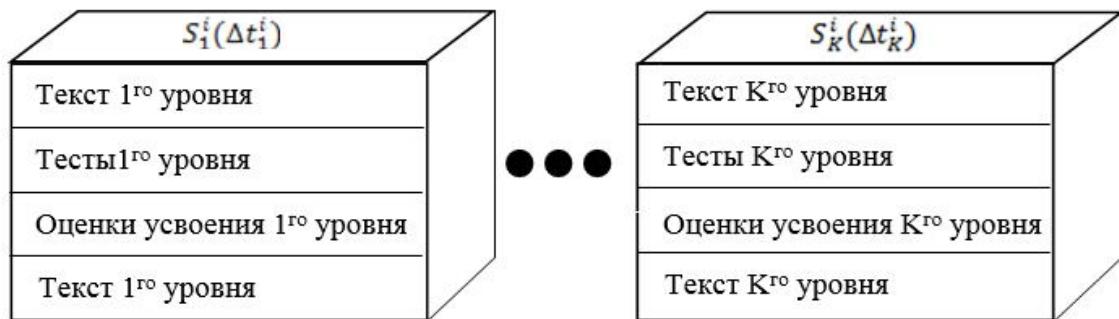


Рисунок 1 – Сценарий обучения

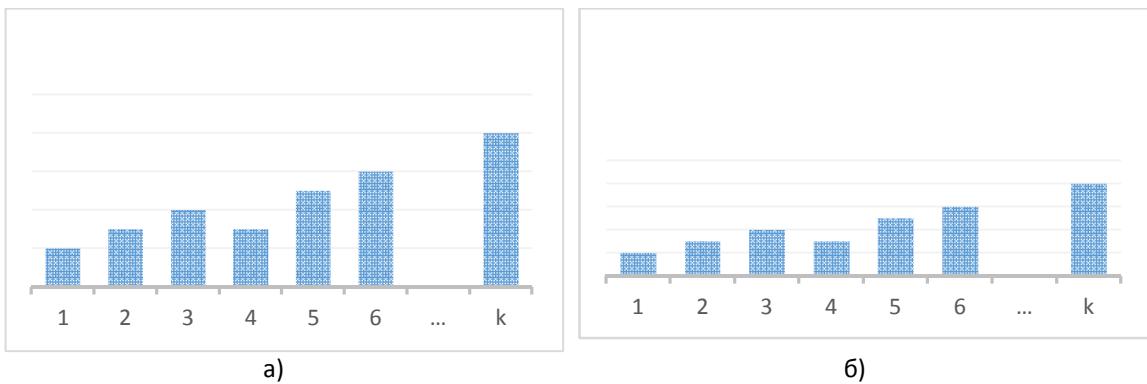
Агрегированные составляющие проекта обучения:

- 1) формализованные новые знания;
- 2) формализованные знания базы знаний, полученных на предыдущих этапах адаптивного обучения;
- 3) неформализованные понятийные знания, приобретенные на основе жизненного опыта, обладающие свойствами сходства, подобия, размерности, аналогии с объектом познания с использованием компьютерных средств их воспроизведения;
- 4) тестовая база обратных связей обучения.

Блок управления состояниями обучения $S_1, S_2, \dots S_k$ представлен на рис. 2.

Рисунок 2 – Блок управления состояниями обучения S_1, S_2, \dots, S_k

Результаты анализа усвоения темы T_i по K уровням системности знаний по гистограмме оценочных баллов и по гистограмме затрат времени тестирования, приведены на рис. 3.

Рисунок 3 – Анализ усвоения тем: а) гистограмма оценочных баллов;
б) гистограмма затрат времени

Список литературы

1. Абдеев Р.Ф. Философия информационной цивилизации / Под ред. Е.С. Ивашкина, В.Г. Деткова. – М.: ВЛАДОС, 1994. – 336 с.
2. Симанков В.С. Системный анализ в адаптивном управлении / В.С. Симанков, Е.В. Луценко, В.Н. Лаптев; Под науч. ред. В.С. Симанкова. – Краснодар: Ин-т совр. технол. и экон., 2001. – 258 с.
3. Квейд Э. Анализ сложных систем. – М.: Советское радио, 1969. – 520 с.

Получено 23.01.2013

УДК 004.588

Д.Ж. Касымханова, Т.Г. Балова
ВКГТУ им. Д. Серикбаева, г. Усть-Каменогорск

**ПРИМЕНЕНИЕ КОГНИТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ РИСКОВ
ИСПОЛНЕНИЯ ПОРУЧЕНИЙ ДИРЕКТИВНОГО ОРГАНА**

В областях (городах республиканского значения) Республики Казахстан главными директивными органами являются акиматы – региональный орган исполнительной власти. Главой акимата (правительства области) является аким, он представляет президента и правительство республики в области. Согласно правовым нормам акимы области, заместители акимов, обладающие соответствующими полномочиями, вправе давать различные протокольные поручения областным и территориальным управлением, департаментам, а также местным исполнительным органам. Каждое поручение имеет свой срок исполнения и ответственных лиц, которые подотчётны соответствующему контролирующему органу.

Как показывает практика, вследствие ряда объективных и субъективных причин выполнение некоторых протокольных поручений не осуществляется в заданный срок. Данные поручения получают статус: просрочено либо не выполнено. Для усиления дисциплины ответственных исполнителей, обеспечения своевременного исполнения поручений и выявления объективной картины причин срыва необходимо и на этапе установления сроков исполнения и в процессе мониторинга поручений осуществлять анализ и оценку рисков их исполнения.

Выданные поручения касаются всех сфер экономики и социального развития региона, являясь также средством выполнения многих государственных программ, разработанных и одобренных на высшем уровне. Таким образом, выполненные поручения оказывают существенное влияние на социально-экономическое развитие области, которое оценивается рейтинговой системой деятельности акимов областей. Рейтинговая система деятельности акимов областей по проведению реформ в регионах представляет собой инструмент, содержащий статистический аппарат и важнейшие целевые показатели социально-экономического развития регионов. Основной целью введения данной рейтинговой системы является осуществление мониторинга социально-экономического состояния областей.

В связи с этим задачи, связанные с разработкой математических методов и моделей анализа и оценки рисков поручений директивных органов, являются актуальными, а их внедрение в деятельность директивных органов социально значимым.

Для анализа рисков исполнения поручений директивных органов применимы качественные методы, которые позволяют определить (идентифицировать) факторы, области и виды рисков [1-3].

После детального анализа данных мониторинга протокольных поручений были выделены три группы основных факторов риска, которые явились причиной невыполнения поручений:

- внешние риски, связанные со слабым взаимодействием государственных органов при разработке стратегических документов и реализации программ, снижением уровня доверия населения к деятельности акима и аппарата акима;
- внутренние риски, связанные со сменяемостью кадров, оттоком квалифицированных кадров, снижением правовой компетентности сотрудников и, как следствие, возникновением ошибок в оформлении документов и вынесении резолюций;
- риски внедрения системы электронного документооборота, связанные со сбоем в работе системы электронного документооборота, высоким уровнем износа компьютерной техники в аппарате акима, некачественной реализацией программного и информационного обеспечения е-акимата и, как следствие, несвоевременным принятием решений и соответствующих нормативных правовых актов органами местного государственного управления.

Для сокращения количества невыполненных или просроченных поручений и выявления основных факторов, которые действительно влияют на ход исполнения поручения, необходим дальнейший анализ, который может показать возможные сценарии неблаго-

получного исхода для поручений. Данный анализ является основой для поддержки принятия решений в области управления директивным органом.

В силу различных особенностей, присущих кругу задач управления в социально-экономической, политической и других сферах, связанных с жизнью общества, при принятии решений подходы имитационного моделирования и методы традиционной теории принятия решений оказываются недостаточными. Материал, на основе которого принимаются решения в таких областях, неизбежно содержит существенную долю качественных, нечётких, субъективно оценённых данных и по существу является представлением знаний эксперта о ситуации, описывающей проблемную область.

Одним из оправдавших себя на практике методов анализа и оценки рисков является когнитивное моделирование. Когнитивные карты - это разновидность математических моделей для формализации описания сложного объекта, проблемы или функционирования системы и выявления причинно-следственных связей между их элементами в результате воздействия на эти элементы или изменения характера связей [4-5]. Когнитивные карты являются наиболее подходящим инструментом для оценки рисков невыполнения поручений ответственными исполнителями, так как исполнение поручений связано с достаточно большим количеством неравномерно развивающихся процессов, которые явным и неявным образом взаимодействуют друг с другом и не могут быть рассмотрены по отдельности.

Следуя парадигме когнитивного моделирования процесс формирования и использования когнитивных карт для подготовки и поддержки принятия решений по управлению и оценке риска исполнения поручений директивного органа можно представить в виде последовательности следующих процедур:

- определение списка основных факторов риска (концептов) по результатам анализа данных мониторинга поручений и опроса экспертов;
- определение причинно-следственной связи между каждой парой концептов;
- построение когнитивной карты;
- описание и оценка каузальных влияний концептов друг на друга с использованием нечёткой матричной регулярной алгебры;
- интерпретация когнитивной карты и принятие варианта решения.

При проектировании информационно-программной поддержки оценки риска был разработан алгоритм решения, согласно определённой выше последовательности процедур, представленный на рис. 1.

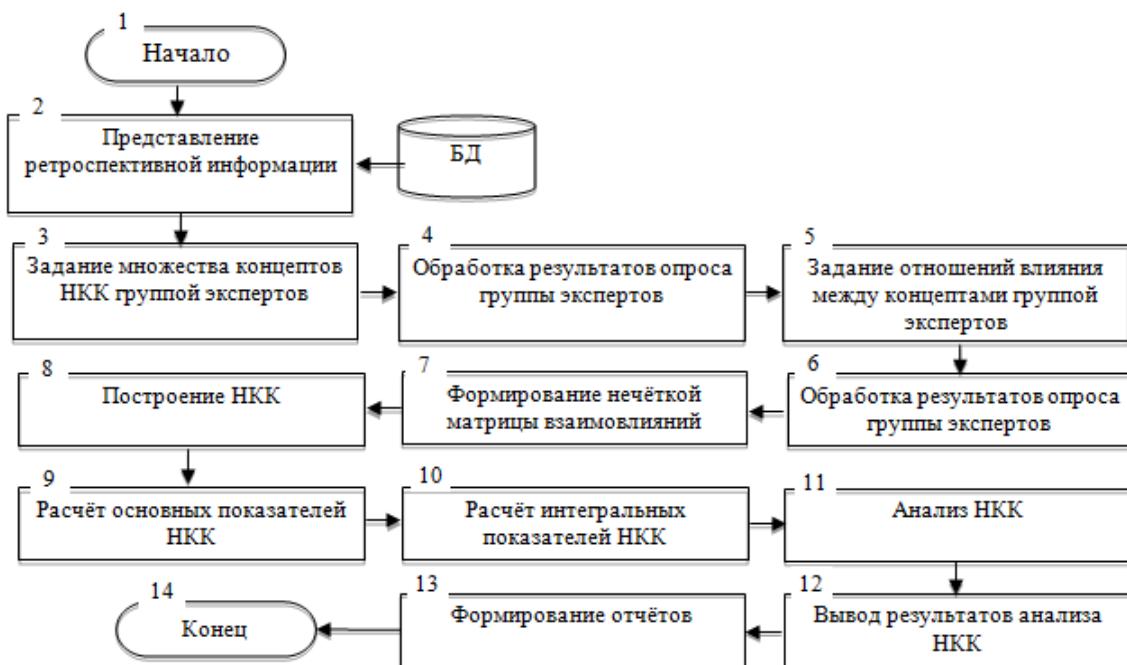


Рисунок 1 - Последовательность процедур по оценке риска исполнения поручений директивного органа

Для выбора списка концептов и определения отношений влияния между концептами используется один из методов экспертных оценок - метод непосредственной оценки. Основными элементами когнитивной карты являются базисные факторы (или просто факторы) и причинно-следственные связи между ними.

Для использования данного метода была привлечена группа ведущих специалистов организационно-инспекторского отдела аппарата акима области: главный инспектор акима области, руководитель сектора контроля, главные и ведущие специалисты следующих секторов - сектор анализа строительства и ЖКХ, сектор анализа социально-политической ситуации, сектор анализа финансово-экономической сферы, сектор анализа агропромышленного комплекса, сектор анализа промышленной сферы и предпринимательства.

Таким образом, сформированная группа экспертов определяет список концептов и отношения влияния между ними. Эти данные используются для построения нечёткой когнитивной карты (НКК) и её анализа.

НКК представляет собой причинно-следственную сеть $G=(E, W)$, где E - множество концептов $e_i \in E$; W - множество связей между концептами $w(e_i, e_j) \in W$, $w: E \times E \rightarrow [-1, 1]$. Когнитивная карта представляется в виде взвешенного графа над множеством базисных концептов; вершины этого графа соответствуют элементам множества E (концептам), а дуги – элементам отношения W (причинно-следственным связям); каждая дуга имеет вес, задаваемый соответствующим значением w_{ij} , и отражает мнение экспертов о влиянии концептов друг на друга.

Применение методов задания весов связей и учёта мнений нескольких экспертов для получения более корректной НКК позволило снизить субъективность экспертного метода. Групповая оценка может считаться достаточно надёжной только при условии хорошей согласованности ответов экспертов [6], поэтому статистическая обработка включает

оценку степени согласованности Θ_c мнений экспертов и выявление причин неоднородности. На этапе апробации данного метода коэффициент согласованности $\Theta_c=0,8$, следовательно, оценки можно считать в достаточной степени согласованными.

Отношения влияния между концептами из множества E представляются в виде весов $w(e_i, e_j) \in [-1, 1]$ и рассматриваются как элементы нечёткой матрицы смежности W . Так как веса между концептами множества могут быть отрицательными, а операции над нечёткими множествами определены для функций принадлежности на интервале $[0,1]$, то существует проблема обработки отрицательных влияний. В нечёткой когнитивной карте рассматриваемого типа она решается за счёт удвоения мощности множества концептов и раздельной обработки положительных и отрицательных влияний.

Для определения взаимовлияния концептов формируется нечёткая матрица R размером $2n \times 2n$, элементы которой определяются из матрицы $W=[w(e_i, e_j)]_{nxn}$ путём следующей замены:

если $w(e_i, e_j) > 0$, то $r_{2i-1, 2j-1} = w(e_i, e_j)$, $r_{2i, 2j} = w(e_i, e_j)$;

если $w(e_i, e_j) < 0$, то $r_{2i-1, 2j-1} = -w(e_i, e_j)$, $r_{2i, 2j} = -w(e_i, e_j)$.

Если путь содержит как положительно, так и отрицательно взвешенные дуги, то характер влияния между начальным и конечным концептами определяется значениями весов. Учсть все имеющиеся в системе опосредованные взаимовлияния позволяет операция транзитивного замыкания когнитивной матрицы:

$$\hat{R} = R \cup R^2 \cup R^3 \cup \dots R^n,$$

где n – число концептов; $R^2 = R \cdot R$.

Полученный результат состоит из положительно-отрицательных пар элементов (v_{ij}, \bar{v}_{ij}) , образованных по правилу:

$$\begin{aligned} v_{ij} &= \max(r_{2i-1, 2j-1}, r_{2i, 2j}), \\ \bar{v}_{ij} &= -\max(r_{2i-1, 2j}, r_{2i, 2j-1}). \end{aligned}$$

Элементы матрицы $V = [\langle v_{ij}, \bar{v}_{ij} \rangle]$ могут использоваться в качестве показателей, характеризующих динамику достижения одной или нескольких целей.

Для анализа НКК необходимо рассчитать основные системные показатели нечёткой когнитивной карты:

- консонанс влияния концепта e_i на концепт e_j :

$$c_{ij} = \frac{|v_{ij} + \bar{v}_{ij}|}{|v_{ij}| + |\bar{v}_{ij}|};$$

- диссонанс влияния концепта e_i на концепт e_j :

$$d_{ij} = 1 - c_{ij};$$

- взаимный консонанс влияния концептов e_i и e_j :

$$c = \frac{|(v_{ij} + v_{ji}) + (\bar{v}_{ij} + \bar{v}_{ji})|}{|v_{ij} + v_{ji}| + |\bar{v}_{ij} + \bar{v}_{ji}|},$$

- взаимный диссонанс влияния концептов e_i и e_j :

$$\overset{\leftrightarrow}{d} = 1 - \overset{\leftrightarrow}{c}_{ij} ;$$

- воздействие (влияние) концепта e_i на концепт e_j :

$$p_{ij} = \text{sign}(v_{ij} + \bar{v}_{ij}) \max(|v_{ij}|, |\bar{v}_{ij}|) \text{ для } v_{ij} \neq -\bar{v}_{ij} ;$$

- взаимное положительное влияние концептов e_i и e_j :

$$\overset{\leftrightarrow}{p}_{ij} = \overset{\leftrightarrow}{p}_{ji} = (v_{ij} S v_{ji}),$$

где S - соответствующая S -норма.

Для более полного анализа НКК необходимо определить следующие интегральные показатели влияния концептов на систему и системы на концепты:

- консонанс влияния i -го концепта на систему: $\vec{C}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_{ij} ;$

- диссонанс влияния i -го концепта на систему: $\vec{D}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d_{ij} ;$

- консонанс влияния системы на j -й концепт: $\overset{\leftarrow}{C}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{ij} ;$

- диссонанс влияния системы на j -й концепт: $\overset{\leftarrow}{D}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ij} ;$

- воздействие (влияние) i -го концепта на систему: $\vec{P}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_{ij} ;$

- воздействие (влияние) системы на j -й концепт: $\overset{\leftarrow}{P}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{ij} .$

На первом этапе был сформирован перечень концептов (рис. 2) на основе экспертной оценки [4] и представлен в виде орграфа.

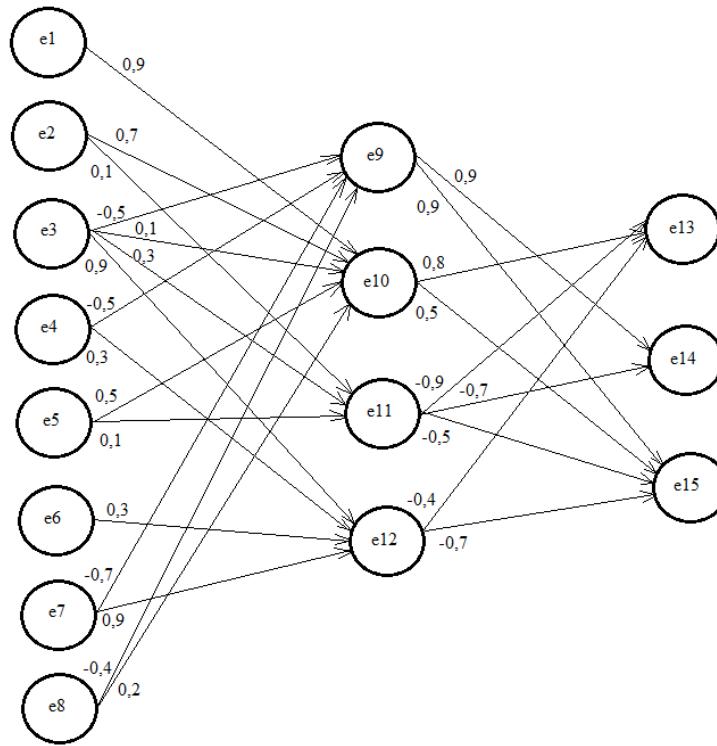


Рисунок 2 - Визуальное представление НКК оценки рисков невыполнения поручений

Концепты – источники риска:

- e1 – нехватка финансовых средств;
- e2 – недостаточное количество ресурсов;
- e3 – сменяемость квалифицированных кадров;
- e4 – некорректность информации в документационном обеспечении;
- e5 – малый срок для реализации поручения;
- e6 – сбой государственных информационных систем;
- e7 – правовая и техническая некомпетентность служащих;
- e8 – неверная постановка задачи.

Базовые концепты:

- e9 – уровень доверия населения к деятельности акима и государственного аппарата;
- e10 – объем финансирования;
- e11 – макроэкономическая нестабильность в области;
- e12 – слабая организация и управление государственным аппаратом.

Целевые концепты:

- e13 – экономическое развитие области;
- e14 – отсутствие социальной напряженности;
- e15 – стабильная политическая ситуация в области.

На следующем этапе была произведена оценка степени взаимного влияния концептов с помощью операции транзитивного замыкания когнитивной матрицы. Последующий этап необходим для описания и оценки каузальных влияний концептов друг на друга с использованием аппарата нечёткой матричной регулярной алгебры. По полученным ин-

тегральным показателям были определены степени влияния каждого источника риска на выполнение поручений директивного органа.

Анализ полученных значений показателей позволяет заключить, что наибольшее влияние на выполнение поручений в срок оказывают такие концепты-источники риска, как «Нехватка финансовых средств» (e1), «Сменяемость квалифицированных кадров» (e3), «Правовая и техническая некомпетентность служащих» (e7). При этом они не испытывают влияния с её стороны. Влияя на вышеперечисленные факторы, можно воздействовать на всю систему в сторону уменьшения рисков.

Следующие базовые концепты – «Уровень доверия населения к деятельности акима и государственного аппарата» (e9) и «Макроэкономическая нестабильность в области» (e11), также оказывают влияние на целевые концепты, но испытывают относительно небольшое воздействие со стороны системы. Это объясняется тем, что данные концепты изменяются динамически во времени и под воздействием множества факторов, которые весьма неустойчивы и тяжело поддаются влиянию.

Такие базовые концепты, как «Объем финансирования» (e10) и «Слабая организация и управление государственным аппаратом» (e12), также оказывают существенное влияние на целевые концепты, но в той же степени подвержены влиянию системы. Высока вероятность, что влияние системы на них способно погасить такое же по воздействию отрицательное воздействие извне.

Таким образом, анализ матрицы системных показателей позволил сделать некоторые выводы об интегральных тенденциях изменения некоторых факторов. Так, концепт правовой и технической некомпетентности оказывает воздействие на большую часть целевых концептов, а совокупность основных источников риска затрагивает концепт «Стабильная политическая ситуация в области» (e15) сильнее всего.

В конечном итоге, структуризация знаний о процессе разработки расчётной модели способствует коренному улучшению важнейших показателей деятельности директивного органа, а также всех ответственных исполнителей: затрат, качества выполнения поручений и скорости их выполнения. Также в результате выполненного анализа появилась возможность акцентировать внимание организационно-инспекторского отдела аппарата акима области на основных факторах, влияя на которые, возможно уменьшение риска невыполнения поручений. В целом анализ НКК показал ключевую роль воздействий, связанных с человеческим фактором, и неоднозначную роль фактора экономических вливаний в развитие области.

Список литературы:

1. Хохлов Н.В. Управление рисками. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 230 с.
2. Казакова Н.А. Финансовая среда предпринимательства и предпринимательские риски: Учеб. пособие. – М.: ИНФРА-М, 2011. – 208 с.
3. Шапкин А.С. Теория риска и моделирование рисковых ситуаций /А.С. Шапкин, В.А. Шапкин: Учеб. – М.: Издательско-торговая корпорация «Дашков и К». – 2005. – 880 с.
4. Максимов В.И. Когнитивные технологии для поддержки принятия управленческих решений / В.И. Максимов, Е.К. Корноушенко, С.В. Качаев // Информационное общество. – 1999. – Вып. 2. – С. 50-54.
5. Борисов В.В.. Мониторинг рисков на основе нечётких когнитивных моделей / В.В. Борисов, И.В. Абраменкова, М.А. Балабаев и др. // Междунар. журнал «Программные продукты и системы». – 2007. – № 2.
6. Миркин Б.Г. Проблема группового выбора. – М.: Наука, 1974. – 256 с.

Получено 16.01.13

УДК 517.958:52/59

А.Л. Красавин, Д.Л. Алонцева, Д.В.Линков
ВКГТУ им. Д. Серикбаева, г. Усть-Каменогорск

**РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ДЛЯ ДЕКОМПОЗИЦИИ СИГНАЛА В СПЕКТРОГРАММАХ
РЕНТГЕНОФЛЮОРЕСЦЕНТНЫХ СПЕКТРОМЕТРОВ**

Для разработки приборов - флюоресцентных спектрометров, которые определяют элементный состав вещества, необходимо решать задачу разделения наблюдаемых пиков рентгеновского излучения, определяемых детектором. Отклик детектора пропорционален энергии зарегистрированного γ -кванта, а энергия γ -кванта, в свою очередь, пропорциональна зарядовому числу определяемого элемента. Результатом измерений является спектр с максимумами характеристического излучения – пиками, местоположение которых зависит от наличия в образце тех или иных химических элементов, а число импульсов в области расположения пика – от концентрации атомов соответствующих элементов образца. Задача обработки спектра осложняется взаимным наложением пиков, соответствующих различным спектральным линиям. В настоящей работе рассматривается так называемая «проблема разделения пиков» (декомпозиции сигналов), возникающая в рентгеновском флюоресцентном анализе [1]. Материалом исследования служили спектрограммы, полученные при рентгенофлюоресцентном анализе различных веществ спектрометрами марок СРВ (ТОО «Техноаналит»).

Описание математической модели. Математически проблему декомпозиции сигнала можно рассматривать как частный случай следующей задачи: пусть на некотором интервале задана функция $fData(x)$, являющаяся линейной суперпозицией нескольких функций вида $A \cdot Smp(x - t)$:

$$fData(x) = \sum_{i=1}^N A_i \cdot Smp(x - t_i). \quad (1)$$

Необходимо решить, возможно ли по заданным функциям $fData(x)$ и $Smp(x)$ определить число N , масштабирующие коэффициенты A_i и смещения t_i ? Физический смысл задачи разделения пиков предполагает финитность и неотрицательность функции $Smp(x)$, описывающей форму пика характеристического излучения, и неотрицательность коэффициентов A_i – амплитуд пиков. Кроме того, спектр рентгеновского излучения является функцией дискретного аргумента и содержит «шум», неизбежно возникающий в процессе любых физических измерений. В настоящей статье показывается, что проблема разделения пиков в своей «наивной» формулировке относится к классу некорректно поставленных задач, и предлагается формулировка задачи «наиболее экономного» представления заданного сигнала линейной суперпозицией вида (1), при заданной погрешности аппроксимации. Доказывается, что задача разделения пиков в такой постановке имеет единственное решение, и предлагается алгоритм ее решения.

Определение терминов и условные обозначения. Пусть задан некоторый интервал $[a, b]$, разделенный на $N - 1$ равных отрезков длиной $h = \frac{b-a}{N}$, N точками x_1, x_2, \dots, x_N , причем $x_i = a + (i - 1) \cdot h$. Будем говорить, что функции $fD(x)$, определенной на интервале $[a, b]$, соответствует дискретная функция $vD(i)$ ($i = 1..N$), если $vD(i) = fD(x_i)$. Везде в дальнейшем предполагается, что любая вводимая дискретная функция является дискретизацией некоторой функции непрерывного аргумента, определенной на интервале $[a, b]$. Функции непрерывного аргумента отмечаются префиксом f (например $fData(x)$),

а соответствующие им дискретные функции отмечаются префиксом v (например $vData$). Соответствие функции непрерывного аргумента дискретной функции будем обозначать значком « \leftrightarrow » (например, $fData \leftrightarrow vData$). Будем отождествлять дискретные функции с векторами евклидова пространства R^N , причем, если дискретной функции vD соответствует вектор $\overrightarrow{vD} \in R^N$, то $vD_i = vD(i) = fD(x_i)$, где vD_i – i -я компонента вектора \overrightarrow{vD} и $vD \leftrightarrow fD$. Скалярное произведение векторов \overrightarrow{vF} и \overrightarrow{vG} будем обозначать знаком « $*$ » (число точек N предполагается достаточно большим для того, чтобы считать, что

$$\overrightarrow{vF} * \overrightarrow{vG} \approx \frac{1}{h} \cdot \int_a^b fF(x) \cdot fG(x) dx, \quad (2)$$

где $fF(x) \leftrightarrow \overrightarrow{vF}$ и $fG(x) \leftrightarrow \overrightarrow{vG}$.

Мы предполагаем, что задана функция $fPeak(x)$, описывающая форму пика рентгеновского излучения, причем предполагается, что функция $fPeak(x)$ обладает следующими свойствами:

1. Функция $fPeak(x)$ финитна, то есть существует интервал $[x_l, x_r]$ такой, что $\forall x \notin [x_l, x_r] fPeak(x) = 0$. Интервал $[x_l, x_r]$ мы будем называть носителем функции $fPeak(x)$.
2. Функция $fPeak(x)$ неотрицательна, т.е. $\forall x \in [x_l, x_r] fPeak(x) \geq 0$.
3. Будем называть центром тяжести финитной неотрицательной функции $f(x)$, имеющей носитель $[a, b]$, координату $xwc_f \in [a, b]$, определяемую по формуле (3)

$$xwc_f = \frac{\int_a^b x \cdot f(x) dx}{\int_a^b f(x) dx}. \quad (3)$$

4. Центр тяжести функции $fPeak(x)$ располагается в точке 0 (то есть, $xwc_{fPeak} = 0$).

Постановка задачи. Пусть имеется сигнал $vData$, причем *a priori* известно, что он представляет собой суперпозицию (4) функций вида $Amp \cdot fPeak(x - t)$ и «шума» $fNoise(x)$

$$fData(x) = \sum_{i=1}^N Amp_i \cdot fPeak(x - t_i) + fNoise(x), \quad (4)$$

где $fPeak(x)$ – функция, описывающая форму пика, параметры t_i смещения, или (как мы будем называть их в дальнейшем) координаты пиков, а параметры Amp_i будем называть амплитудами пиков.

В «наивной» формулировке задача разделения пиков выглядит так: найти число N и $2 \cdot N$ параметров Amp_i и t_i ($i \in 0..N$), минимизирующих величину Err (погрешность аппроксимации), определяемую как

$$Err = \sum_{k=1}^{nPt} (vData_k - \sum_{i=1}^N Amp_i \cdot vPeak^i_k)^2, \quad (5)$$

где $vPeak^i$ – вектор-функция, соответствующая функции $fPeak(x - t_i)$.

Покажем, что эта задача относится к классу некорректно поставленных задач. Если мы в целях наглядности изложения позволим себе некоторую неточность в выражениях, то последнее утверждение означает, что существуют такие наборы амплитуд и смещений, что функцию (6)

$$F(x) = \sum_{k=1}^N Amp_k \cdot fPeak(x - t_k) \quad (6)$$

можно с высокой точностью аппроксимировать функцией (7)

$$F^*(x) = \sum_{k=1}^M Amp_k^* \cdot fPeak(x - t_k^*), \quad (7)$$

причем $M \neq N$, $\forall i, j |Amp_i \cdot fPeak(x - t_i) - Amp_j^* \cdot fPeak(x - t_j^*)| > \delta$,

где δ – достаточно большое число.

Попросту говоря, существуют такие функции, которые можно представить в виде линейной суперпозиции пиков несколькими способами. Наглядный пример для пиков гаусс-

совой формы (вида $A \cdot \exp(-(x - t)^2)$) продемонстрирован на приводимых ниже графиках (рис. 1, 2, 3), построенных на одном интервале $(-6,0; 6,0)$. На рис. 3 показаны наложенные друг на друга графики сумм первого и второго набора пиков, как мы видим, весьма мало отличающиеся друг от друга. Поскольку на практике мы всегда имеем дело с сигналами, на которые наложен некоторый шум, задача разделения пиков в приведенной выше «наивной» формулировке не имеет однозначного решения. Поэтому мы сформулируем задачу в следующем виде: для заданной погрешности аппроксимации δ найти минимальное число N и два массива: t_1, t_2, \dots, t_N и $Amp_1, Amp_2, \dots, Amp_N$, удовлетворяющих неравенству (8)

$$(\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^N Amp_i \cdot \overrightarrow{vPeak}_i)^2 \leq \delta, \quad (8)$$

где \overrightarrow{vPeak}_i вектор-функция, соответствующая функции $Amp_i \cdot fPeak(x - t_i)$.

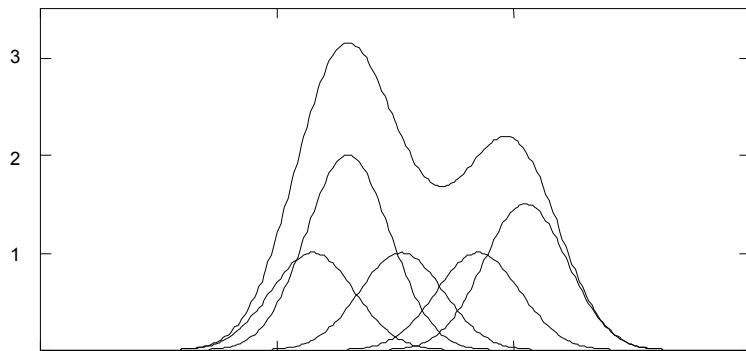


Рисунок 1 - Графики пяти гауссовых функций со смещениями: $t_1 = -1,4$, $t_2 = -0,8$, $t_3 = 0,1$, $t_4 = 1,4$, $t_5 = 2,2$; амплитудами: $A_1 = 1,0$, $A_2 = 2,0$, $A_3 = 1,0$, $A_4 = 1,0$, $A_5 = 1,5$, и их суммы

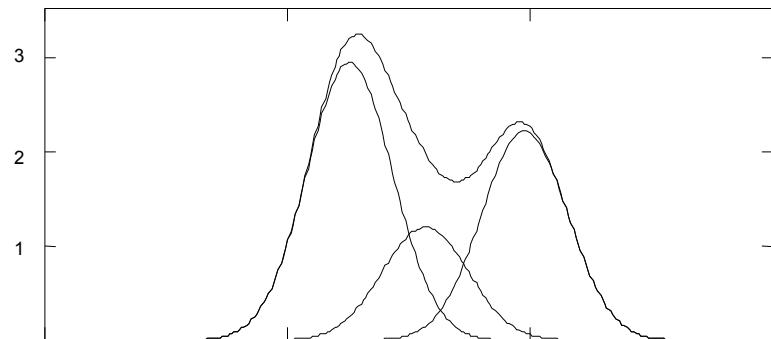


Рисунок 2 - Графики трех гауссовых функций со смещениями: $t_1 = -0,974$, $t_2 = 0,273$, $t_3 = 1,909$; амплитудами: $A_1 = 2,93$, $A_2 = 1,195$, $A_3 = 2,207$, и их суммы

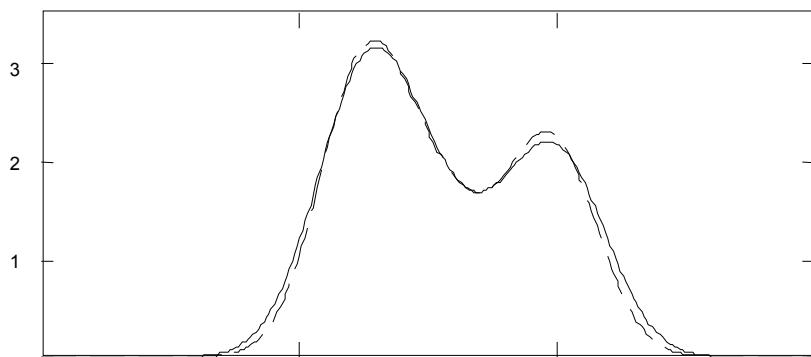


Рисунок 3 - Наложение графиков сумм наборов пиков, показанных на рис. 1 и 2

Описание алгоритма. Определим число $nRep$ (количество реперных векторов) и найдем $nRep$ так называемых реперных векторов (определение см. ниже) по следующему методу:

1. Зададим число d_{min} , характеризующее разрешающую способность алгоритма. Если входной сигнал состоит из двух пиков с координатами t_1 и t_2 и выполняется $|t_1 - t_2| > d_{min}$, то алгоритм сумеет найти эти два пика, а в случае $|t_1 - t_2| \leq d_{min}$ алгоритм воспримет такой сигнал как один пик.

2. Найдем интервал расположения реперных функций $[RInt_l, RInt_r]$, пользуясь формулами $RInt_l = x_1 - x_l$ и $RInt_r = x_N - x_r$.

3. Найдем $nRep$ как наименьшее целое число, при котором для величины $h_{rep} = \frac{RInt_r - RInt_l}{nRep - 1}$ выполняется неравенство $h_{rep} \leq d_{min}$.

4. Найдем $nRep$ координат реперов (массив $RepCoordsArr$) по формулам $RepCoordsArr[i] = RInt_l + i * h_{rep}$. Предполагается, что индексация массива начинается с нуля $i = 0 \dots (nRep - 1)$. Будем обозначать i -й элемент массива символом x_{rep_i} .

5. Вычислим компоненты $nRep$ векторов пространства R^N $\overrightarrow{vRep}^0, \overrightarrow{vRep}^1, \dots, \overrightarrow{vRep}^{nRep-1}$ по формуле (9)

$$\overrightarrow{vRep}_k^j = fPeak(x_k - x_{rep_j}), \quad (9)$$

где $\overrightarrow{vRep}_k^j$ – k -я компонента вектора \overrightarrow{vRep}^j . Таким образом, для любого индекса i в диапазоне от 0 до $nRep - 1$, вектор \overrightarrow{vRep}^i соответствует функции $fPeak(x - x_{rep_i})$.

Найдем наилучшую аппроксимацию вектора \overrightarrow{vData} линейной комбинацией векторов $\overrightarrow{vRep}^0, \overrightarrow{vRep}^1, \dots, \overrightarrow{vRep}^{nRep-1}$ с положительными коэффициентами, решив следующую задачу: найти минимум функции $FErr(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep})$ (функции погрешности аппроксимации, называемой также квадратичным отклонением) $nRep$ переменных $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}$ (амплитуд), определяемой равенством:

$$FErr(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = (\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i \cdot \overrightarrow{vRep}^{i-1})^2 \quad (10)$$

в области, определяемой $nRep$ неравенствами вида $\alpha_k \geq 0$, где индекс k пробегает значения от 1 до $nRep$. Для решения этой задачи мы использовали алгоритм, основанный на методе градиентного спуска [2, 3], описание которого мы не приводим ввиду ограниченности объема статьи.

Пусть точка минимума имеет координаты $mina_2, \dots, mina_{nRep}$. Вычислим минимальную достижимую ошибку аппроксимации $\delta_{min} = FErr(mina_1, mina_2, \dots, mina_{nRep})$ и рабочую погрешность аппроксимации $\delta = Cf * \delta_{min}$, где $Cf > 1$ – некоторый подбираемый эмпирически коэффициент (в программе реализующей алгоритм для модельных задач $Cf = 2,5$), и решим следующую задачу: найдем максимум функции $nRep$ переменных $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}$ $S(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = \sum_{i=1}^{nRep} (\alpha_i)^2$ при условиях (11) и (12):

$$\forall k \in 1..nRep \quad \alpha_k \geq 0, \quad (11)$$

$$FErr(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = \delta. \quad (12)$$

Как будет показано ниже, задача имеет только одно решение – точку $PMax(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_{nRep}^*)$. Будем рассматривать массив чисел $\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_{nRep}^*$ как массив значений некоторой функции $fDs(x)$ в точках $x_{rep_0}, x_{rep_1}, \dots, x_{rep_{nRep-1}}$, т.е.

$fDs(xrep_i) = \alpha_i^*$. Сущность алгоритма заключается в том факте, что при указанных выше ограничениях на функцию $fPeak(x)$ (финитность и неотрицательность) и достаточно большом значении коэффициента Cf , функция $fDs(x)$ обладает замечательным свойством, позволяющим использовать ее для нахождения числа и координат пиков, а именно: график функции $fDs(x)$ имеет четко выраженные узкие пики в точках, соответствующих положению пиков во входном сигнале. На первый взгляд это свойство функции fDs кажется неожиданным, поэтому мы считаем необходимым привести соображения, натолкнувшие нас на рассмотрение функции $S(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = \sum_{i=1}^{nRep} (\alpha_i)^2$ и формулировку задачи поиска ее условного экстремума.

Во-первых, если функция $fPeak(x)$ неотрицательна, и для некоторого набора положительных амплитуд $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}$

$$\left(\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i \cdot \overrightarrow{vRep}^{i-1} \right)^2 = \delta, \text{ где погрешность аппроксимации } \delta \text{ мала,}$$

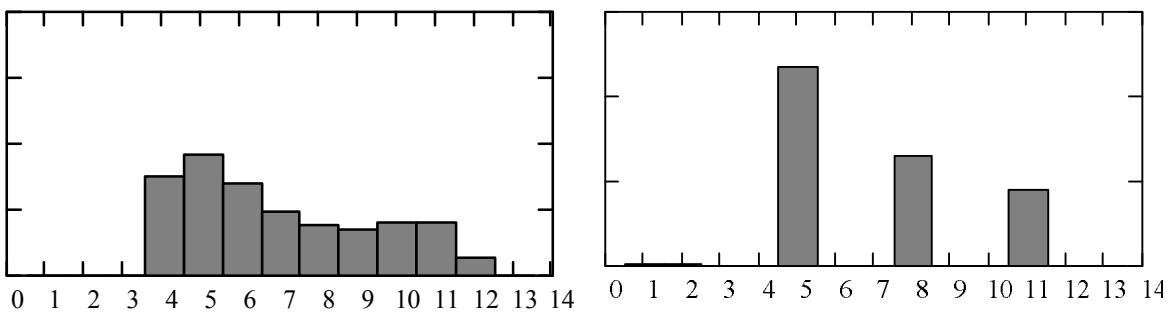
$$\left(\sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i \right) \cdot \int_{RInt_l}^{RInt_r} fPeak(x) dx \approx \int_{x_1}^{x_N} fData(x) dx. \quad (13)$$

Во-вторых, известно легко доказываемое утверждение: если мы имеем m неотрицательных чисел y_1, y_2, \dots, y_m , связанных условием $\sum_{i=1}^m y_i = A$, где A некоторое положительное число, то $\sum_{i=1}^m (y_i)^2 \leq A^2$, причем равенство достигается на наборах y_1, y_2, \dots, y_m , определяемых равенствами (14)

$$y_i = \begin{cases} \frac{A}{m}, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases}, \quad (14)$$

где k - любой целочисленный индекс в диапазоне от 1 до m .

Таким образом, мы можем, допуская небольшую неточность, считать, что условие $\left(\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i \cdot \overrightarrow{vRep}^{i-1} \right)^2 = \delta$ влечет за собой приближенное равенство $\sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i = const$, и, с учетом вышеприведенного, вправе ожидать, что в точке условного экстремума функции $S(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = \sum_{i=1}^{nRep} (\alpha_i)^2$ большинство коэффициентов (амплитуд) из набора $\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_{nRep}^*$ будет приближенно равно нулю, что с учетом приближенного $\sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i = const$ (сохранения суммы амплитуд) должно вести к локализации отличных от нуля коэффициентов на узких интервалах значений индекса. Проиллюстрируем сказанное диаграммами амплитуд реперных функций для начального приближения (рис. 4, а) и приближения в точке условного экстремума (рис. 4, б), полученных при применении алгоритма к модельной задаче с условиями: на входе сумма трех гауссовых пиков с амплитудами $A_1 = 2,0$, $A_2 = 1,5$, $A_3 = 1,0$ и смещениями $t_1 = -1,0$, $t_2 = 0,2$, $t_3 = 1,6$, соответственно, интервал $(-6,0; 6,0)$, $nRep = 14$.



а

б

Рисунок 4 - Диаграммы амплитуд реперных функций, полученных при применении алгоритма к модельной задаче для начального приближения (а) и приближения в точке условного экстремума (б)

Поскольку функция $S(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nRep}) = \sum_{i=1}^{nRep} (\alpha_i)^2$, очевидно, является выпуклой функцией, мы приходим к задаче выпуклого программирования: найти максимум выпуклой функции на выпуклом множестве. Хорошо известно, что эта задача имеет единственное решение, а в различных учебных пособиях и монографиях, посвященных выпуклому программированию [4, 5], приводятся методы поиска ее решения. В разработанной нами программе для IBM PC, написанной на языке программирования C++, реализующей описываемый алгоритм разделения пиков, был применен метод поиска экстремума выпуклой функции на выпуклом множестве. С помощью алгоритма нахождения минимума функции $(\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^{nRep} \alpha_i \cdot \overrightarrow{vRep}^{i-1})^2$ при условии неотрицательности коэффициентов α_i , находили $nPeak$ неотрицательных чисел $Amp_1, Amp_2, \dots, Amp_{nPeak}$, минимизирующих функцию $nPeak$ переменных

$$AprxErr(Amp_1, Amp_2, \dots, Amp_{nRep}) = \left(\overrightarrow{vData} - \sum_{i=1}^{nRep} Amp_i \cdot \overrightarrow{vNewRep}^{i-1} \right)^2.$$

Таким образом, мы определили координаты $xpeak_1, xpeak_2, \dots, xpeak_{nPeak}$ и амплитуды $Amp_1, Amp_2, \dots, Amp_{nPeak}$ $nPeak$ пиков, при которых аппроксимация входного сигнала \overrightarrow{vData} , линейной суперпозицией $\overrightarrow{vApprox} = \sum_{i=1}^{nRep} Amp_i \cdot \overrightarrow{vNewRep}^{i-1}$ имеет погрешность аппроксимации $\delta_{approx} = AprxErr(Amp_1, Amp_2, \dots, Amp_{nRep})$, удовлетворяющую неравенству $\delta_{approx} < Cf * \delta_{min}$, причем построение аппроксимации сигнала \overrightarrow{vData} с помощью суперпозиции $nPeak^*$ пиков с погрешностью $\delta \leq \delta_{approx}$ невозможно, если $nPeak^* > nPeak$.

Разработана математическая модель и алгоритм декомпозиции сигнала в спектрограммах рентгенофлюoresцентных спектрометров для точного определения элементного состава анализируемого вещества при наличии в нем различных элементов, спектры которых имеют налагающиеся пики. Алгоритм, основанный на градиентных методах решения задач выпуклого программирования, описан и реализован в виде программы на C++ для IBM PC. Разработанное программное обеспечение применено для обработки спектров рентгеновского излучения рентгенофлюoresцентных спектрометров марки СРВ, которые производит ТОО «Техноаналит» (г. Усть-Каменогорск, Казахстан).

Список литературы

1. Веригин А.А. Энергодисперсионный рентгеноспектральный анализ. Применение в промышленности. – Томск: Изд-во ТомГУ, 2005. – 242 с.
2. Тихонов А.Н. Численные методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, А.В. Гончарский и др. – М.: Наука, 1990. – 225 с.
3. Гилязов С.Ф. Методы решения линейных некорректных задач. – М.: Изд-во МГУ, 1987. – 120 с.
4. Boyd S. Convex optimization / S. Boyd, Vandenberghe. – New York: Cambridge University Press, 2004. – 730 p. L.
5. Clauss Righter, Horst Hollatz, Diethart Pallaschke Numerical methods of nonlinear programming and their implementations. – Akademie Verlag, 1991. – 144 p.

Получено 10.01.2013

УДК 004.4:378.1

Ж.Д. Мамыкова

КазНУ им. аль-Фараби, г. Алматы

С.К. Кумаргажанова

ВКГТУ им. Д. Серикбаева, г. Усть-Каменогорск

**ПРОЕКТИРОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ
В КОНТУРЕ УПРАВЛЕНИЯ НАУЧНО-ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬЮ ВУЗА**

Внедрение новых образовательных и информационных технологий в научно-образовательную деятельность и формирование единого образовательного пространства в настоящее время являются доминирующими тенденциями, определяющими развитие системы образования. Программа информатизации системы образования провозглашает создание единого информационно-образовательного пространства, основанного на единой информационно-образовательной сети. Одной из задач, поставленной данной программой, является внедрение в систему образования новых информационных технологий, которые бы позволили использовать их как для обучения, так и для управления учебным процессом.

Управление вузом в современных условиях требует комплексного решения многочисленных проблем, обусловленных как внешними, так и внутренними факторами. Возрастают требования к управлению вузом, что обуславливает включение информационно-аналитических систем в контур управления.

В модели управления, ориентированного на результат (УОР), в состав корпоративной информационной структуры университета необходимо включить подсистему аналитической обработки данных, которая ориентирована на автоматизацию системы планирования и принятия решений по эффективному функционированию образовательного бизнес-процесса вуза.

Главной целью разработки и внедрения информационно-аналитической системы в контуре управления научно-образовательной деятельностью (ИАСУ НОД) вуза является создание гибкой и масштабируемой информационной системы, которая позволяет объединять внутренние бизнес-процессы вуза, осуществлять мониторинг и анализ, обеспечивать организацию среднесрочного индикативного планирования.

ИАСУ НОД вуза предназначена для автоматизированной реализации следующих процессов и функций:

– сбор статистических данных о состоянии: исполнения индикативных планов; достижения конечных показателей по планам в контрольные моменты времени; реализации мероприятий по индикативным планам;

– создание баз данных индикативного планирования и рейтинга преподавателей, структура которых представляет сложную организацию классификации научно-образовательной деятельности вуза, а также информации по индикативным планам: стратегические направления, цели, задачи, показатели, ориентированные на конечный результат на основе баз данных функционирования деятельности каждого субъекта образовательного бизнес-процесса; решение аналитических задач многоаспектного анализа, контроля и повышения качества (полнота, достоверность и правильность ведения) электронных баз данных;

- создание баз данных основных базисных индикаторов НОД вуза, которые удовлетворяют основным аккредитационным и аттестационным критериям оценки системы высшего образования, а также показателям национального рейтинга;
- создание базы правил оценки индикативного плана и корректирования рейтинговых показателей на текущий учебный год;
- консолидация данных, поступающих из различных источников (статистических данных о состоянии и результатах деятельности структурных подразделений: факультет, кафедра, отдел) в базу данных ИАСУ НОД, его ведение и использование для проведения оперативных аналитических расчётов по установленным системам показателей, а также реализации прогнозных математических моделей;
- составление индикативных планов, определение эффективности реализации плана и достижимости показателей, составление паспорта показателя, разработка плана мероприятий по достижению конечных результатов, мониторинг хода и оценка результатов их выполнения по установленным на планируемый период комплексным индикаторам и показателям;
- формирование шаблона рейтинговой анкеты, определение балла за показатель, ведение архива рейтинговых баллов;
- анализ состояния вуза в соответствии с определенными индикаторами НОД;
- подготовка и предоставление руководству оперативного web-доступа к информационно-аналитическим материалам о состоянии и деятельности субъектов образовательного процесса в установленных сферах полномочий, а также подготовка актуальных и верифицированных данных статистической отчётности;
- администрирование прав доступа пользователей к информационным ресурсам информационно-аналитической системы.

ИАСУ НОД вуза имеет модульную структуру (рис. 1). Каждый модуль связан с информационной базой данных вуза, которая является информационным источником для всех видов управления, элементы базы данных доступны практически всем подразделениям вуза согласно их функциональному назначению.

В рамках ИАСУ НОД вуза наибольший интерес представляют следующие модули: индикативного планирования, стимулирования, аналитической обработки и интеллектуальный модуль.

Модуль индикативного планирования. В данном модуле осуществляется сбор и хранение информации о паспортах показателей, плановых и фактических значений показателей за все годы; формирование индикативных планов; установление периода планирования.

Модуль стимулирования. В данном модуле осуществляется сбор и хранение информации по данным рейтинговых анкет (архив рейтинговых анкет ППС за предыдущие годы), рейтинговым показателям; расчет балла рейтингового показателя и формирование шаблона анкеты; заполнение анкеты; формирование различных видов отчетов.

Модуль аналитической обработки. Модуль осуществляет вычисление комплексных показателей НОД вуза, определяет состояние каждого показателя, через индекс достижения цели, производит анализ состояния и оценку эффективности плана.

Интеллектуальный модуль. Данный модуль на основе базы правил осуществляет выработку рекомендаций по корректированию планов.

Такая структура ИАСУ НОД вуза позволит: формировать индикативные планы развития вуза на среднесрочную перспективу; оценить состояние вуза согласно комплексным показателям; построить гибкую систему построения аналитических критериев оценки состояния научно-образовательной деятельности; создать рейтинговую систему стимули-

рования НОД вуза.

Разработанная ИАСУ НОД вуза относится к архитектуре «клиент-сервер», суть которой заключается в том, что клиент (исполняемый модуль) запрашивает те или иные сервисы в соответствии с определенным протоколом обмена данными. Серверная часть состоит из сервера баз данных (MSSQLServer 2005) и web-сервера (служба IIS). Сервер обрабатывает запрос клиента и, произведя соответствующие манипуляции с данными, передает клиенту запрашиваемую порцию данных. Разработанная система основывается на технологии «тонкого клиента», используя мощный сервер баз данных и хранимые процедуры, позволяющие производить вычисления, реализующие основную логику обработки данных непосредственно на сервере. Клиентское приложение, соответственно, предъявляет невысокие требования к аппаратному обеспечению рабочей станции. Клиентская часть реализована в виде web-приложения (технология ASP.NET, построенная на основе .NETFramework), выполняющего функции ввода и корректирования данных. Для доступа к данным была использована технология – ADO.NET, упрощающая обращение к источникам информации, в частности в распределенных Интернет-приложениях, а также в виде windows-приложения, взаимодействие с СУБД посредством технологии ActiveXObject (ADO). Структура подсистем ИАСУ НОД вуза представлена на рис. 2.

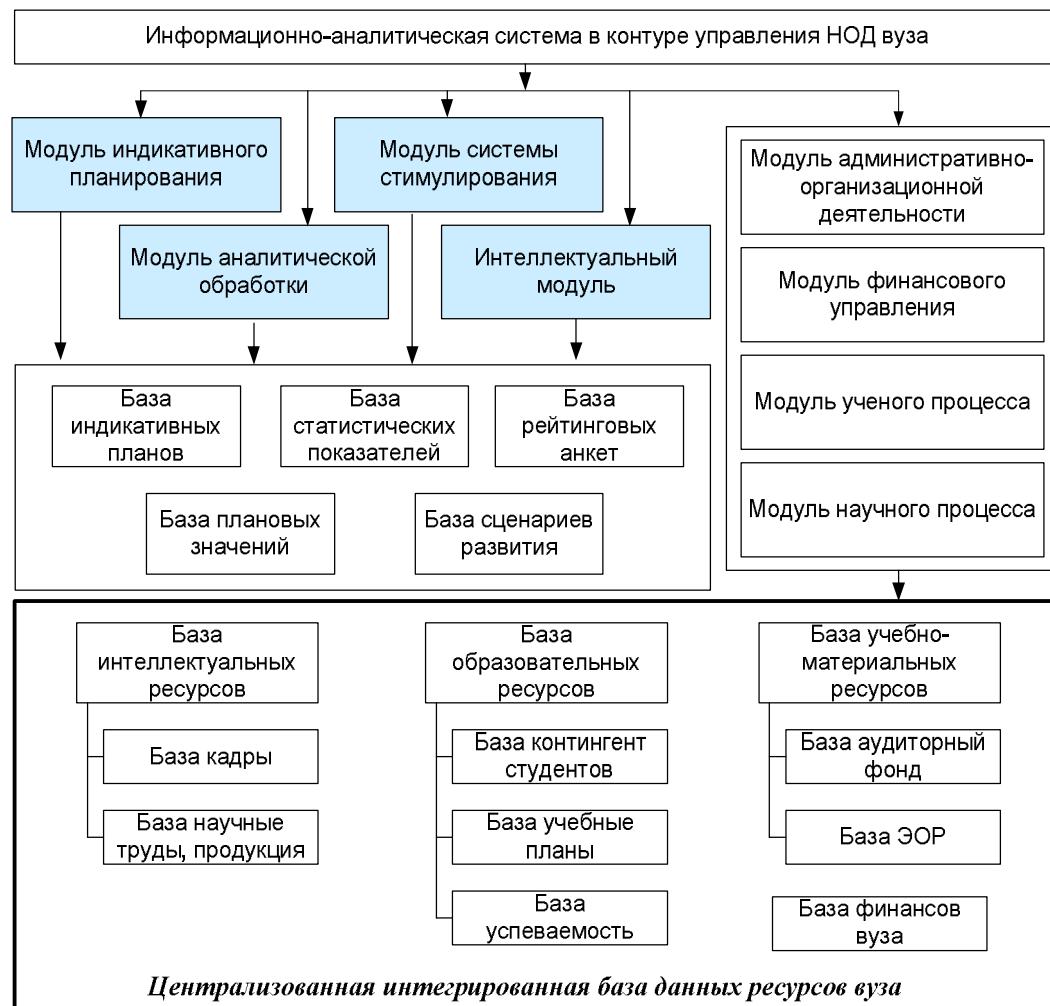


Рисунок 1 - Структура информационно-аналитической системы
в контуре управления НОД вуза

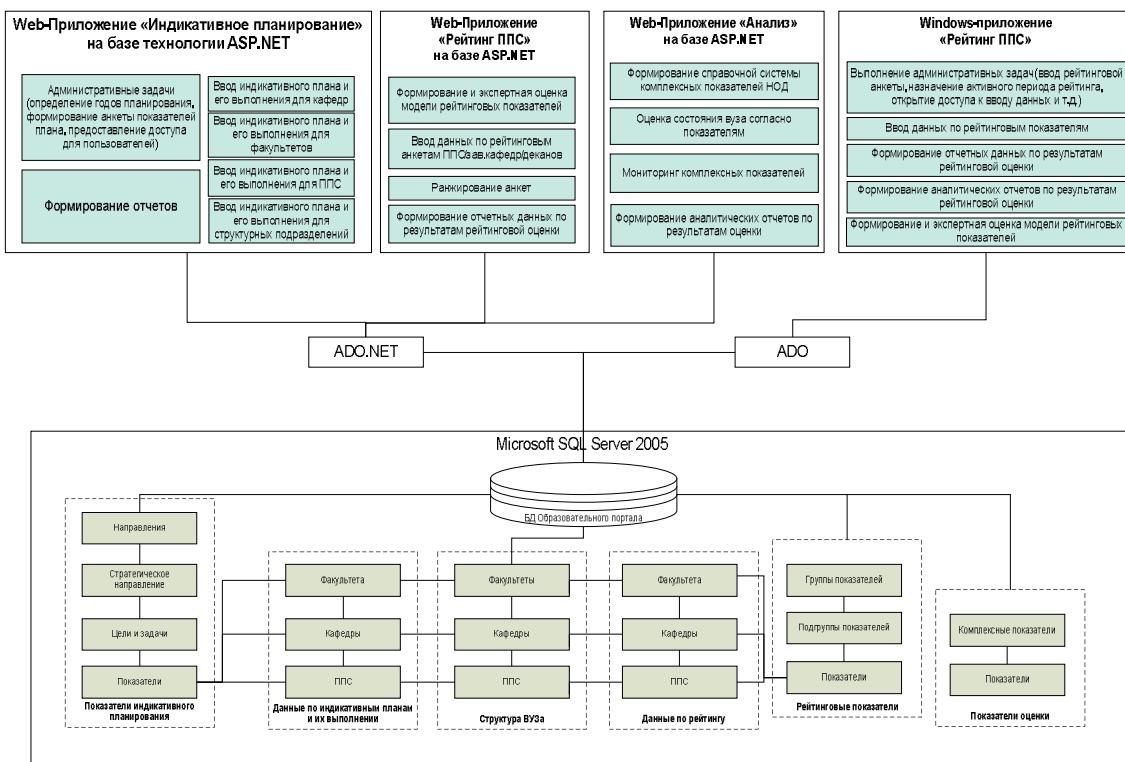


Рисунок 2 – Структура подсистем ИАСУ НОД вуза

Подсистема «Индикативный план» осуществляет автоматизацию процесса среднесрочного индикативного планирования вуза и производит анализ эффективности плана.

Подсистема «Рейтинг ППС» предназначена для оценки научно-образовательной деятельности преподавателей вуза по основным направлениям их деятельности. Основные показатели, по которым производится оценка, экспортируются из подсистемы «Индикативный план».

Подсистема «Анализ» осуществляет оценку состояния вуза согласно целевым индикаторам НОД.

Таким образом, разработанная информационно-аналитическая система в контуре управления научно-образовательной деятельностью вуза, поддерживает процессы планирования и управления на среднесрочную перспективу, мониторинг и анализ оперативного управления для выработки корректирующих действий, направленных на достижение целей и задач развития образовательной системы.

Список литературы

1. Романов В.П. Интеллектуальные информационные системы в экономике: Учеб. пособие. – М.: Экзамен, 2003. – 496 с.
2. Мутанов Г.М. Информационная инфраструктура «е-университета» ВКГТУ им. Д. Серикбасова / Г.М. Мутанов, Ж.Д. Мамыкова, С.К. Кумаргажанова, Е.М. Федыкин // Известия КГТУ им. И. Рazzакова // Теоретический и прикладной научно-технический журнал. – 2009. – № 19. – Бишкек, 2009. – С. 233-238.
3. Кумаргажанова С.К. Разработка функциональной модели системы индикативного планирования вуза // Вестник КазНТУ им. К.И. Сатпаева. – 2010. – №1 (77). – С. 83-86.

Получено 25.01.2013

УДК 621.2:631.347.1:627.844 (532.543.4-5.575.2)

Т.А. Муканов
КГТУ им. И. Рazzакова, г. Бишкек

ГИДРАВЛИЧЕСКИЕ СТРУКТУРНЫЕ МОДЕЛИ ОТКРЫТЫХ ПОТОКОВ

Транспортирующая способность турбулентного руслового потока с активным слоем донных отложений характеризуется критической мутнотью (ρ_k) и предельной крупностью взвешиваемых частиц ($d_{k \max}$) [1]. Для определения их получены следующие зависимости:

$$\rho_k = \frac{\left(10V_{cp}\right)^{1,27}}{(10R)^{0,4}}, \quad (1)$$

$$d_{k \max} = 0,1 \frac{\left(10V_{cp}\right)^{0,8}}{(10R)^{0,2}}. \quad (2)$$

В равномерном турбулентном потоке в результате взаимодействия подвижного русла, взвеси и взвесенесущей среды устанавливается определенная структура скоростного поля потока [2] и соответствующий ей состав донных и взвешенных наносов. Слой наносов подвижного русла, структура которого формируется под воздействием скоростного поля потока, называется активным слоем донных отложений.

В гидравлике широко используется понятие скорости для решения большого круга вопросов. Оно развивалось и уточнялось по мере появления все новых и новых инженерных задач в связи с развитием гидротехнического и ирригационного строительства, по мере повышения требований и точности предлагаемых решений, по мере развития теоретических основ самой гидравлики как прикладной науки.

В начальный период становления гидравлики как науки практические задачи решались с использованием, главным образом, осредненной по времени и по сечению скорости, что достигалось измерением расхода жидкости (например объемным способом) и делением его на известную площадь сечения [2]. При таком временно-пространственном осреднении движение жидкости автоматически исключается из рассмотрения всего многообразия изменений скоростей и других параметров (например связанное со скоростным полем, полем давлений) во времени и в пространстве, кроме одного – постоянства расхода через сечения потока, когда время осреднения достаточно продолжительное. При этом действительное движение реального турбулентного потока как бы заменяется фиктивным движением некоторой застывшей или вязкой массы с удельным весом, равным единице. Движение жидкости превращается в параллельно-струйное (рис. 1), причем градиент скорости во всех точках потока равен нулю, следовательно, в потоке отсутствует всякий обмен между слоями [5]. При этом, безусловно, сохраняется свойство жидкости заполнять непрерывно все живое сечение в любой момент времени. Таким образом, понятие «средняя скорость потока» по существу было первой, чрезвычайно упрощенной или грубой кинематической моделью движения жидкости, предложенной экспериментальной гидравликой [1, 2]. Если в такой фиктивный поток мысленно ввести частицы-индикаторы с объемным весом, равным единице в разных точках одной вертикали, и пустить их вместе с потоком, то через любой промежуток времени взаимное расположение этих частиц-

индикаторов в толще потока будет постоянным, а их траектории – параллельными [5]. Действительные траектории частиц в реальных потоках, даже при их осреднении по времени и пространству, не имеют ничего общего с только что описанной картиной движения жидкости, но, тем не менее, даже такая грубая схематизация потока способствует решению ряда практических задач.

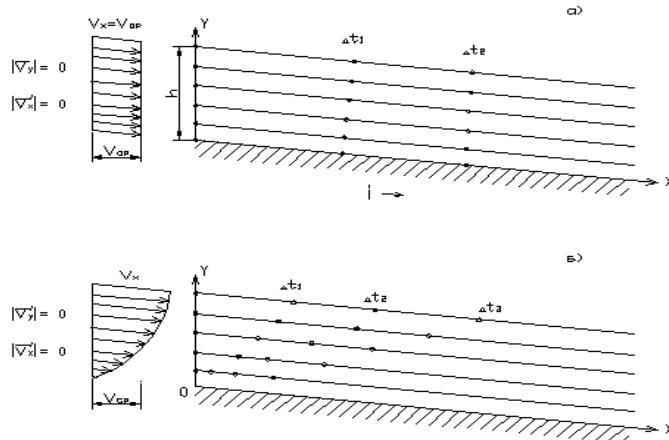


Рисунок 1 - Случаи параллельно-струйного движения жидкости

Эпюра распределения осредненных по времени скоростей по сечению потока по существу представляет собой более точную, чем предыдущая, упрощенную кинематическую модель движения потока. Помимо постоянства расхода через живое сечение потока учитывается другое объективное свойство реальных турбулентных потоков – уменьшение осредненных по времени скоростей по мере приближения к твердым стенкам (руслам) как результат взаимодействия этих стенок с потоком.

Хотя градиент скоростей в разных точках потока, за исключением поверхности твердых стенок не равен нулю, движение все же остается параллельно-струйным, составляющие вертикальных и поперечных пульсаций исчезают при осуществлении операции осреднения по времени [1]. Любая частица, двигаясь строго по прямой линии, под действием градиента скоростей должна вращаться вокруг своей оси, параллельной плоскости дна, причем две смежные по вертикали частицы вращаются в разные стороны. Вокруг своей оси они вращаются быстрее там, где поток больше не несет в себе свойства реальных турбулентных потоков, таких, как турбулентные перемешивания масс, перенос количества движения или тепла, поэтому кинематическая модель в виде эпюры распределения скоростей объективно имеет ограниченную область приложений. Если повторим предыдущий мысленный эксперимент и введем в условный поток частицы-индикаторы, то за равный промежуток времени каждая частица проходит путь по-разному, пропорционально скорости того слоя, в котором она движется. При этом на поверхности она проходит наибольший путь, на дне остаётся без движения. Все остальные частицы находятся на кривой, соединяющей поверхностный и донный слои (рис. 1,б), другими словами, любое сечение, выбранное в потоке в определенный момент, с течением времени вытягивается – валится вокруг линии пересечения выбранного створа с плоскостью дна и за достаточно большой промежуток времени стремится лечь на дно. Разумеется, такое движение не имеет ничего общего с действительностью. Все это объективно ограничило круг возможностей этой модели как оперативного средства гидравлики. В связи с этим возникает ряд понятий и предложений, направленных на восполнение недостатков грубо упрощен-

ной кинематической модели потока в виде эпюр распределения скоростей. Такие понятия о скорости, как придонная скорость, размывающая и неразмывающая скорость, возникли в связи с необходимостью решения конкретных задач и из-за ограниченности модели движения потоков.

Гидравлические модели открытых потоков предлагались исследователями в связи с острой необходимостью решения тех или иных практических задач инженерной гидравлики [2]. Эмпирические зависимости, полученные в связи с изучением закономерностей взвешенных потоков, далее не могут удовлетворять потребности практики ирригационного и гидротехнического строительства. Необходимо создать физически обоснованную теорию движения взвешенных потоков. Поскольку строгое гидродинамическое решение задачи исключалось, исследователи предприняли попытки схематизировать гидравлические процессы и создать упрощенные модели турбулентных потоков.

Модель течения открытого потока по Н.М. Бернадскому. Останавливаясь на механической природе турбулентного потока, он пишет: «Сложность процесса самоперемешивания (в толще турбулентного потока) не должна останавливать исследователя, так как в его распоряжении имеется общий метод дифференциального анализа, переносящий внимание с целого на любую элементарную часть, доступную по своей простоте вполне отчетливому пониманию» [3].

Турбоэлементы мыслятся существующими в течение очень краткого времени, за которое составляющие или компоненты их обмениваются своими местами, после чего происходит распад и образование новых турбоэлементов. На рис. 2 показан ряд последовательных положений одной и той же пары жидкых компонентов, движущихся в составе различных турбоэлементов по двум взаимно пересекающимся траекториям.

Плоскость, в которой происходит местообмен двух соседних частиц, представляет собой элементарную площадку перемешивания, а сплошная поверхность, состоящая из совокупности элементарных площадок, называется мгновенной поверхностью перемешивания. Слой перемешивания состоит из решетки линий токов (рис. 2).

Проведя на этой решетке две цепи скоростных диагоналей, отстоящих друг от друга на высоту одной элементарной клетки, получаем так называемые турбоструи.



Рисунок 2 – Схема, поясняющая самоперемешивание (по Н.М. Бернадскому)

Впоследствии построения Бернадского широко были использованы им самим и другими исследователями при решении ряда плановых задач инженерной гидравлики. Основные принципы и приемы построения линий токов открытых турбулентных потоков, разработанных Н.М. Бернадским, не потеряли своей актуальности и в наши дни. В то же время следует подчеркнуть, что математические выкладки Бернадского основывались на имеющихся в то время опытных данных, он выдвинул новые идеи для объяснения и отображения процессов, происходящих в реальных турбулентных потоках [3].

Это, во-первых, идея о движении потока по взаимно пересекающимся траекториям, что хорошо согласуется с визуально наблюдаемым процессом в открытых потоках: в толще потока постоянно происходит либо поднятие, либо опускание масс жидкости, ко-

торое в сочетании с поступательным движением дает криволинейную траекторию движения по восходящим или нисходящим кривым.

Во-вторых, он ввел понятие энергетического тока, обусловленного наличием градиента скорости и кривизны линий тока. Энергетический ток идет всегда от больших скоростей к меньшим, то есть от мест с большим запасом кинетической энергии к местам с меньшим запасом. Точка по глубине, для которой скорость приобретает наибольшее значение, является точкой раздела энергетического тока, то есть по разные стороны этой точки энергетический ток идет в разные стороны вертикальной оси (в том случае, когда максимальные скорости потока расположены на некоторой глубине от поверхности).

И по современным взглядам [3, 4], основанным на экспериментальных данных, вся кинетическая энергия осредненного движения переносится в придонный слой за счет турбулентной диффузии, затрачивается внутри слоя в основном в виде работы на преодоление сил реакций выступов шероховатости и частично переходит в энергию пульсационного движения.

Исследуя мгновенный слой перемешивания (соответственно мгновенная частная струя и турбоструя), Н.М. Бернадский полагает, что таким путем учитывается турбулентность и своеобразное турбулентности самоперемешивание масс жидкости в потоке. Однако в таком виде описанная модель течения не применима при решении практических задач. Поэтому он вынужденно прибегает к осреднению мгновенных картин и относит их к единице времени, то есть заменяет истинную картину движения фиктивной (схематизированной), характеризуемой однозначным полем скоростей. Собственно существование линий токов возможно при однозначности или стационарности поля скоростей во всех точках рассматриваемого потока [3].

С другой стороны он же, критикуя современную ему гидродинамику, отмечает, что однозначное поле, которым оперирует последняя, исключает всякую возможность самоперемешивания, то есть основное свойство турбулентности. Это противоречие впоследствии было преодолено А.С. Образовским, обратившимся к модели Н.М. Бернадского в середине 50-х годов прошлого века.

Структурная модель течения А.С. Образовского рассматривает поток единичной ширины (а не мгновенный слой перемешивания), что практически возможно только тогда, когда «... составляющие косых скоростей предполагаются осредненными как по времени, так и по площади» [4]. В основе своих построений он использует однозначное стационарное векторное поле скоростей. При выводе уравнений линий тока он пользуется эпюрами:

$$\bar{V}_x = V_n \left(\frac{y}{h} \right)^K, \quad (3)$$

$$\left| \bar{V}'_x \right| = \aleph K V_{cp} \left(1 - \frac{y}{h} \right), \quad (4)$$

$$\left| \bar{V}'_y \right| = V_{\aleph} = \sqrt{ghi}, \quad (5)$$

$$K = \frac{V_n}{V_{cp}} - 1, \quad (6)$$

где \aleph - постоянная Кармана.

Последние две зависимости не отражают действительную картину распределения по глубине пульсационных составляющих (осредненных по времени, по модулю) скоростей, особенно в придонном слое и на поверхности потока. На основе накопленного экспериментального материала [3, 4] считается, что при $y \rightarrow 0$ не только $\bar{V}_x \rightarrow 0$, но и

$$\left| \bar{V}'_x \right| = \left| \bar{V}'_y \right| \cong 0, \quad (7)$$

а на поверхности потока

$$\left| \bar{V}'_x \right| \neq 0 \quad \text{и} \quad \left| \bar{V}'_y \right| \neq 0. \quad (8)$$

Итак, турбулентный поток единичной ширины в представлении А.С. Образовского (следуя Н.М. Бернадскому) состоит из частных струй. На любом выбранном участке потока половина их движется по восходящим траекториям, а другая – по нисходящим (рис. 3).

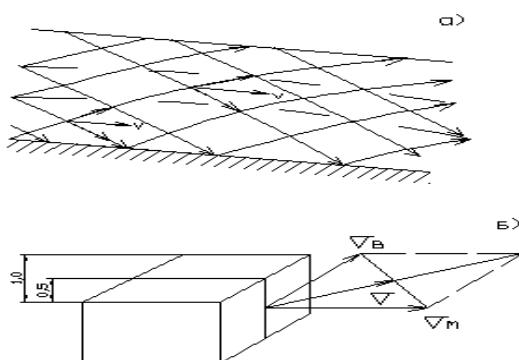


Рисунок 3 - Схематизация течения по А.С. Образовскому

Анализируя такую кинетическую модель течения, А.С. Образовский уточнил ряд ее свойств. Таким образом, разбивая турбулентную струю (по Н.М. Бернадскому) на составляющие частные струи, мы можем практически оперировать только осредненными по времени и по площади струи косыми скоростями или их составляющими. Это означает, что в пределах частной струи траектории частиц в пределах частной струи и траектории любых частиц в пределах этой струи геометрически идентичны [4]. Поэтому траекторию любой струи с шириной «В» можно заменить траекторией одной частицы, проходящей посередине струи (то есть некоторой «осевой» линией струи). Если графически изображать такие траектории, соответствующие различным струям восходящего и нисходящего направлений, получится «сетка» движения, представляющая собою совокупность линий потоков. В условиях равномерных открытых потоков для участка по длине сетка движения получается одна и та же, то есть траектории частиц бесконечное число раз повторяются. Это является по существу схематизированной моделью турбулентного течения [4], которая содержит в себе определенные объективные свойства реальных турбулентных потоков (условие неразрывности, подъем и опускание отдельных потоков при общем поступательном движении). Однако математическое описание даже такой упрощенной модели турбулентного потока сопряжено с большими трудностями, в частности связанными с потерями энергии на диссипацию и другие.

На основании вышесказанного можно сделать следующие выводы:

1. В моделях-схемах результирующее движение получается путем сложения двух частных движений: осредненного поступательного и движения в виде вихрей или циркуляции в пределах замкнутых и полузамкнутых объемов, соразмерных иногда с поперечными размерами потока.

2. Осредненным по времени является не только поступательное движение, но и другое слагаемое – движение в пределах объемов циркуляции или «вальцов». Без этого ни одна схематизация не дает однозначного ответа в смысле траектории частиц модельного потока.

3. Имеющиеся предложения по созданию структурных (гидравлических) моделей турбулентных течений недостаточны для обоснования и формулирования двухмерной модели открытого потока (в вертикальной плоскости), способствующей решению определенного класса русской гидравлики на базе дифференциальных уравнений движения.

Список литературы

1. Минский Е.М. Турбулентность русского потока. – Гидрометеоиздат, 1982.
2. Никитин И.К. Турбулентный русский поток и процессы в придонной области. – Киев: Изд-во АН УССР, 1963.
3. Бернадский Н.М. Теория турбулентного потока и ее применение к построению течений в открытых водоемах // Материалы по гидрологии, гидрографии и водоснабжению СССР. – Вып. XX. – Серия III. – Госэнергоиздат. – М.; Л., 1933.
4. Образовский А.С. Применение степенной зависимости к построению модели структурного механизма открытого турбулентного потока // Тр. гидравлической лаб. ВОДГЕО. – М., 1955. – Вып. 4.
5. Чугаев Р.Р. Гидравлика. – М.: Энергия, 1986.

Получено 8.01.13



АЖУРНЫЙ МЕТАЛЛ

В лаборатории американской фирмы HRL создан самый легкий материал в мире. Он почти в сто раз легче пенопласта и на 99,99 % состоит из воздуха. Остальная одна сотая процента – металл, никелевый сплав. Блок этого материала размером с кирпич весит ровно один грамм.

Сначала экспериментаторы создали трехмерную решетку из тончайших полимерных трубочек. Затем методом электролиза отложили на нее металл, а полимер растворили. Полученную металлическую губку можно сжать вдвое, и при снятии нагрузки она восстанавливается. Новый материал найдет применение в электродах аккумуляторов как основа для катализаторов и в электронных приборах для поглощения ударов.

«Наука и жизнь» № 4, 2012

