УДК 517.518.4

ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ МЕТОДОВ СПЕКТРАЛЬНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ В ЗАДАЧАХ СОЦИОЛОГИЧЕСКОГО АНАЛИЗА И ПЛАНИРОВАНИЯ

ГРИЦУНОВ А.В., СТЕПАНОВ В.П., НЕСТЕРЕНКО Л.В.

Разработан адаптивный алгоритм оценки компетентности специалистов на основе построения амплитудных спектров выборок результатов социологических исследований с помощью методов Прони. Спектр выборки строится в базисе затухающих экспонент, являющихся математическим выражением моделей компетентности индивидуумов. Коэффициент затухания обратно пропорционален уровню компетентности модели. Предложены линейный и нелинейный методы синтеза на базе полученных спектров управляющей (предметной) функции обучения, предназначенной для целенаправленного управления учебным процессом (корректировки учебных программ применительно к текущему состоянию компетентности учащихся).

1. Введение

Социологические опросы и анкетирования – важные научные и общественные мероприятия, предназначенные для составления статических (однократный анализ) или динамических (при многократном анализе) отчетов о состоянии общества, общественного мнения, политической, социальной и прочей ситуации с целью прогнозирования последующих действий или событий, а также целенаправленного воздействия на них. Особое значение приобретают эти мероприятия в условиях быстрого увеличения народонаселения Земли, когда дефицит природных ресурсов приводит либо к вымиранию, либо к экстремистским действиям целых наций и государств. Наиболее результативны социологические методы в случае, когда использование их результатов не ограничивается информационно-аналитической стороной мероприятия (хотя она также важна), а кладется в основу действий по перспективному планированию и оптимизации тех или иных видов экономической, хозяйственной или организационной деятельности. Чем шире масштаб этих мероприятий – тем выше их эффективность, поскольку в конечном итоге она зависит от точности проведенных социологических исследований. Поэтому наибольший эффект таких исследований с последующей «обратной связью» достигается при проведении их на общегосударственном уровне.

Применительно к образованию, методы социологии получили реализацию в оценивании уровня компетентности учащихся и студентов, их отношения к организации учебного процесса, отдельным преподавателям и дисциплинам и т.п. Помимо информационной роли социологических мероприятий, важна организационная сторона используемых методик, реализующая вышеуказанную обратную связь, т.е. управление учебным процессом не только со стороны Министерства образования и администрации учебных заведений, но и со стороны самих обучаемых, в соответствии с некой сложной функцией многих аргументов.

На протяжении ряда лет работы по повышению эффективности социологических исследований для обеспечения должного уровня компетентности выпускаемых специалистов проводятся кафедрой информатики и компьютерной техники Харьковского национального экономического университета. Полученные научные результаты (например, модели компетентности, лежащие в основе классических алгоритмов прогнозирования и планирования учебного процесса) изложены, в частности, в работе [1]. К достоинствам подобных методов относятся: простота математического аппарата, быстрота и относительно малая стоимость программной реализации, надежность и устойчивость алгоритма, детерминированность результатов. В то же время моделям с фиксированным алгоритмом распределения обучающей информации присущ существенный недостаток – они принципиально не в состоянии приблизить эффективность подготовки компетентного специалиста к теоретически достижимой величине 100 %. Такую возможность может обеспечить лишь класс вероятностных моделей, адаптирующихся к текущей выборке исходной информации (так называемые адаптивные алгоритмы).

Поясним данный тезис. Карьера отдельного индивидуума является детерминированной в той степени, в которой ему позволяют это осуществить внешние факторы. Например, если человек считает целесообразным в будущем работать в области, предположим, компьютерной графики – он будет выделять максимум времени и усилий на изучение предметов, касающихся (по его мнению) данной предметной области за счет дисциплин, не имеющих отношения (опять-таки – по его личному мнению) к предполагаемой будущей специализации. Если данный специалист после окончания ВУЗа действительно найдет приложение своих способностей в компьютерной графике – эффективность его обучения окажется близкой к 100 %. В противном случае она будет весьма низкой. Заметим, что для конкретного индивидуума этот факт является существенно детерминированным.

По иному обстоит дело с точки зрения государства. Учитывая масштабы высшего образования, нет возможности заранее прогнозировать перспективы трудоустройства каждого отдельного выпускника (готовить специалиста «под заказ»), тем более что в условиях фактического отсутствия обязательного трудоустройства они в значительной мере определяются достаточно изменчивыми психологическими факторами. Поэтому в государственном планировании первоочередное значение приобретают статистические модели. В условиях рыночной экономики целевой функцией, очевидно, является получение максимальной прибавочной стоимости от выпускников ВУЗов, интегрированной за достаточно большой период времени (порядка нескольких лет) в целом по стране.

Таким образом, для решения актуальных и неотложных задач повышения эффективности и качества образования необходимы новые подходы в оценке групповой компетентности индивидуумов, позволяющие организовать своевременную корректировку учебного процесса, адаптируясь к текущей ситуации.

Целью данной статьи является разработка адаптивных алгоритмов анализа компетентности обучаемых на основе современных методов спектрального анализа.

Задачи статьи: применение адаптивных моделей для спектрального разложения выборок социологических опросов и разработка перспективных алгоритмов преобразования полученных спектров в управляющую (предметную) функцию автоматизированной системы управления учебным процессом.

2. Адаптивные методы анализа функций

Класс адаптивных моделей для анализа статистических выборок появился сравнительно недавно – в середине 60-х годов XX века, однако быстро получил распространение во многих областях науки и техники. Этому способствовали существенные преимущества новых алгоритмов перед классическими, разработанными Шустером, Юлом, Винером, Хинчиным, Слуцким и др. [2]. Как правило, такие модели тесно связаны с методами спектрального оценивания функций, зашумленных погрешностями измерений, хотя это не является обязательным. Адаптивные модели спектрального оценивания делятся на два класса: авторегрессионные алгоритмы и методы Прони [2].

Чтобы понять разницу между ними, вспомним различие между спектральным и гармоническим оцениванием. В строго математическом смысле гармонический анализ является частным случаем спектрального разложения функции, которое понимается как разложение в ряд по собственным функциям некоторого линейного оператора или в интеграл по системе функций, зависящей от непрерывно изменяющегося аргумента. Наиболее известными примерами гармонического и спектрального анализа являются соответственно ряд Фурье и интеграл Фурье. В узком смысле под гармоническим анализом будем понимать оценивание частот и амплитуд счетного множества (ряда) гармонических либо затухающих компонент, на которые раскладывается анализируемая функция. Спектральным анализом будем называть оценку частотных зависимостей спектральной плотности амплитуды или мощности в интеграле Фурье функции на континууме частот.

Конкретный вид используемого разложения определяется природой исходной функции и информацией, которую необходимо получить в результате анализа. Четкой границы здесь не существует. Часто детерминированные величины, имеющие узкие спектральные пики, подвергают гармоническому анализу. Шумоподобные параметры, не имеющие в своем спектре отдельных ярко выраженных составляющих более естественно анализировать с помощью спектрального разложения. Однако окончательный выбор того или иного метода разложения зависит от способа дальнейшей обработки полученного спектра.

Авторегрессионные алгоритмы спектрального оценивания широко применяются в естественных, технических, общественных и экономических науках. Однако использование их в обработке результатов социологических исследований пока весьма ограничено, хотя в этой области преимущества спектрального разложения также могут дать положительные результаты. Действительно, обработка результатов тестирования в «частотной» области (т.е. спектров исходных социологических выборок) часто более информативна, адаптируема и корректна, чем обычно используемый статистический анализ непосредственно самих выборок. Разумеется, в полной мере переход в спектральную область проявляет свои преимущества лишь при использовании для этой цели вышеуказанных адаптивных алгоритмов.

С точки зрения социологических наук более приемлемым, впрочем, оказывается не спектральный, а гармонический анализ исходных выборок. В самом деле, область аргумента здесь, как правило, изначально дискретна (под интервалом дискретизации понимается переход от индивидуума к индивидууму). Поэтому интеграл Фурье в итоге, так или иначе, сводится к дискретному ряду по некоторым выбранным базисным функциям.

На практике метод гармонического анализа применительно к социологическим исследованиям выглядит следующим образом. Вначале выбирается базис репрезентативных функций (моделей индивидуумов), по которым в дальнейшем будут раскладываться результаты опроса. С учетом выбранного базиса формируется приемлемый перечень тестовых вопросов, позволяющий получить наименьшую погрешность при последующем анализе. В результате проведения социологического исследования получается суммарная последовательность результатов опроса (естественно, зашумленная погрешностями измерений), над которой затем выполняется спектральный анализ. В его неадаптивном варианте исходная последовательность раскладываются по изначально выбранному набору «частот» базисных функций, охватывающему весь предполагаемый спектр моделей участвующих в опросе индивидуумов. В адаптивном варианте этот набор не задается априори, а находится в процессе самого спектрального разложения (изначально указывается лишь количество «частот», т.е. порядок модели). Как следствие, в обоих случаях получается амплитудный спектр исходной выборки в принятом базисе моделей индивидуумов (т.е. относительное количество респондентов той или иной модели в группе опрошенных). Подчеркнем, что при спектральном анализе «частота» – это не вероятность встретить тот или иной тип личности, а некая ключевая характеристика индивидуума (например, «полностью компетентный», «средней компетентности», «полностью некомпетентный»).

Важным является вопрос о конкретных методах анализа спектров, поскольку классические способы гармонического и спектрального оценивания обычно оказываются малоэффективными при обработке результатов моделирования статистических выборок из-за ограниченности их длины и значительной зашумленности. Поэтому возникает проблема выбора альтернативных алгоритмов для гармонического разложения дискретных функций. К таким алгоритмам относятся, в частности, методы Прони [2].

Эти методы берут начало в XVIII веке, когда барон де Прони исследовал методы аппроксимации с помощью экспоненциальной модели некоторой совокупности данных, характеризующих соотношение между давлением и объемом газов, причем в его процедуре применялась точная регрессионная подгонка данных, лучшая, чем в методе наименьших квадратов. Коэффициенты регрессии использовались затем в качестве коэффициентов некоторого полинома, корни которого являлись модельными экспонентами. Амплитуда каждой экспоненциальной компоненты отыскивалась в результате повторного прохода по данным. Рассмотрим современные модификации предложенного Прони метода.

Методы Прони являются способом гармонического анализа функций, основанным, подобно авторегрессионным алгоритмам, на параметрической модели процесса. Однако от алгоритмов спектрального оценивания они отличаются тем, что эта модель является детерминированной, а не вероятностной. Методы Прони заключаются в замене исходной функции f(x) тригонометрическим или экспоненциальным полиномом вида:

$$f(x) = \sum_{m=1}^{M} F_m e^{-\lambda_m x} \qquad (1)$$

или, в дискретной форме, с использованием преобразования Лапласа:

$$f_l = \sum_{m=1}^{M} F_m z_m^l , \qquad (2)$$

где F_m – амплитуда m-й составляющей;

λ_m – ее постоянная (декремент) затухания;

$z_m = \exp(-\lambda_m \Delta x)$ – преобразование Лапласа исходной последовательности.

Постоянные λ_m заранее не известны и находятся в результате анализа. При этом возможны два случая:

– количество M экспонент в ряде (1) или (2) равно половине количества отсчетов L исходной функции (длины выборки). Поскольку каждый член ряда характеризуется двумя неизвестными параметрами (постоянная затухания и амплитуда), общее число неизвестных равно количеству исходных данных и имеет место интерполяция функции;

– количество членов ряда меньше половины длины выборки. В данном варианте возможна только аппроксимация исходной функции, которая выполняется методом наименьших квадратов. Вместо самой функции f(x) в левой части формулы (2) при этом появляется ее оценка (estimation) $f^e(x)$:

$$f_l^e = \sum_{m=1}^{M} F_m z_m^l . \qquad (3)$$

Алгоритм интерполяции функции рядом (2) (исходный метод Прони) заключается в решении линейного матричного уравнения для коэффициентов характеристического полинома [2] с последующей факторизацией этого полинома, в результате чего находятся постоянные λ_m. Затем на основе полученных базисных постоянных решается матричное уравнение для амплитуд F_m (также линейное):

$$[\mathbf{z}]\mathbf{F} = \mathbf{f} , \qquad (4)$$

где $[\mathbf{z}]$ – квадратная (M×M) матрица значений z_m^l, имеющая вид:

$$[\mathbf{z}] = \begin{pmatrix} z_1^0 & z_2^0 & \dots\ z_M^0 \\ z_1^1 & z_2^1 & \dots\ z_M^1 \\ & \dots & \\ z_1^{M-1} & z_2^{M-1} & \dots\ z_M^{M-1} \end{pmatrix}; \qquad (5)$$

F и **f** – векторы значений F_m и f_l (здесь l = 0 … M–1).

Таким образом, процедура интерполяции, благодаря своей поэтапности, имеет достаточно простой вид.

В противоположность интерполяции, попытка аппроксимации исходной зависимости рядом (3) приводит к нелинейным уравнениям, непосредственное решение которых в настоящее время невозможно. В качестве альтернативной меры используется смешанный субоптимальный подход (так называемый метод наименьших квадратов Прони [2]). На первом этапе исходная функция подвергается спектральному анализу, например, одним из авторегрессионных методов. Из полученных коэффициентов линейного предсказания формируется полином, который затем факторизуется. Найденные корни z_m определяют постоянные λ_m предполагаемых компонент в разложении оценки функции (3). Последующий расчет амплитуд F_m этих составляющих не составляет труда, так как соответствующее матричное уравнение является уже линейным.

Вторым этапом алгоритма Прони, как отмечалось выше, является факторизация характеристического полинома с нахождением всех его нулей $z_1 \dots z_M$. Для полиномов с комплексными и вещественными коэффициентами наиболее пригодны методы Дженкинса-Трауба и Дженкинса соответственно. Поскольку порядок модели оцениваемой группы обычно выбирается невысоким (не более нескольких десятков) – эти алгоритмы удовлетворительно работают в их оригинальном варианте. Однако при необходимости в них можно внести усовершенствования, описанные в [3], которые обеспечивают надежность поиска корней полиномов более высокой степени. Третьим этапом методов интерполяции и аппроксимации является решение системы линейных уравнений (4). Метод решения системы – гауссово исключение с частичным выбором ведущего элемента и без итерационного уточнения.

Несмотря на повышенную сложность, для анализа социологических выборок следует по возможности использовать именно метод наименьших квадратов Прони. Дело в том, что вследствие присущей статистическому подходу зашумленности исходных данных интерполяция приводит к значительным флуктуациям вычисленных параметров. Это отрицательно сказывается на точности моделирования. Лишь для существенно детерминированных выборок может оказаться целесообразным применение интерполяции, более устойчивой к плохой обусловленности исходных данных.

Поскольку в перспективе описываемые процедуры должны явиться не только средством анализа результатов социологических исследований, а и составной частью комплексного адаптивного обучающего алгоритма, необходимо обеспечить их надежное функционирование при произвольных значениях исходных функций. Как показывает практика, наибольший процент аварийных завершений метода наименьших квадратов Прони происходит на этапе спектрального анализа исходной выборки с помощью авторегрессионной модели. Использование для этой цели интерполяции существенно повышает надежность всего алгоритма. Разумным компромиссом здесь может явиться описанный в [4] смешанный подход, сочетающий интерполяцию и аппроксимацию на различных этапах декомпозиции.

3. Спектральное разложение исходной функции

После изложения теоретических основ работы современных алгоритмов спектрального разложения статистических выборок, рассмотрим математический аппарат построенной на их базе адаптивной модели обучающей системы.

Для применения алгоритма спектрального анализа необходимо выбрать систему ортогональных базисных функций, по которым осуществляется декомпозиция исходной выборки. Использование затухающих экспонент упрощает составление списков тестовых вопросов для формирования выборок, поскольку в таком случае они должны быть отсортированы в естественном для обучения порядке: от простых к сложным.

На основе выбранной системы базисных функций в неадаптивном варианте алгоритма синтезируется вектор **u** из M стандартных моделей индивидуумов для последующего обучения. Нулевой элемент вектора **u** соответствует модели с нулевым декрементом $\lambda_0 = 0$. Это полностью компетентный в данной предметной области индивидуум. Последний [(M–1)-й] элемент с наибольшим декрементом $\lambda_{M-1} = \lambda_{max}$ описывает модель полностью некомпетентного индивидуума. В случае адаптивного варианта алгоритма конкретные значения λ_m, естественно, изначально не задаются, а определяются из исходной выборки.

Затем составляется список тестовых вопросов в виде вектора **q** из L элементов ($L \geq 2M$). Нулевой элемент вектора **q** соответствует вопросу нулевого уровня сложности с вероятностью ответа моделью индивидуума любого уровня компетентности $f_0 = 1$. Следующий (1-й) элемент вектора **q** содержит вопрос минимального конечного уровня сложности. Сложность последующих элементов монотонно нарастает. Последний [(L–1)-й] элемент q_{L-1} реализует вопрос максимальной сложности с вероятностью ответа моделью индивидуума любого уровня компетентности, кроме модели u_0 с нулевым декрементом λ_0 (полностью компетентного специалиста), близкой к нулю. Пример условного вектора тестовых вопросов для специалистов в области информатики приведен в табл. 1.

Таблица 1 – Условный вектор тестовых вопросов

Номер вопроса	Содержание вопроса
0	Как Вас зовут?
1	Есть ли у Вас дома компьютер?
2	Для чего предназначена клавиатура?
…	…
L/2	В чем преимущество реляционных баз данных?
…	…
L–1	Как организован алгоритм вычислений в квантовом компьютере?

После проведения тестирования группы из K индивидуумов формируется вектор **f** исходной выборки нормированной вероятности правильных ответов группы испытуемых из L элементов. При этом l-й элемент выборки ($l = 0 \dots L-1$) вычисляется по формуле:

$$f_l = \frac{k_l^+}{K},$$

где k_l^+ – количество правильных ответов на вопрос с номером l. Очевидно, что в пределах погрешности измерений f_0 близко к единице, f_{L-1} близко к нулю.

Следующим этапом моделирования является спектральное разложение полученной выборки **f** по выбранной системе базисных функций **u**. Для наглядности поясним данный процесс на примере. Возьмем гипотетическую испытуемую группу из K = 3 фактических индивидуумов, строго соответствующих трем базисным моделям: полностью компетентного с декрементом $\lambda_0 = 0$; индивидуума средней компетентности с декрементом $\lambda_1 \sim 1$; полностью некомпетентного индивидуума с декрементом $\lambda_2 \gg 1$. Тогда значения вероятности правильных ответов каждого из них как функции номера вопроса l (l = 0 … 5) в идеализированном случае (без шумов измерений) будут иметь вид, приведенный на рис. 1 (кривые 1, 2, 3 соответственно):

$$f_l^k = \exp(-\lambda_k x_l),$$

где $x_l = l\Delta x$, Δx – интервал относительной сложности вопроса.

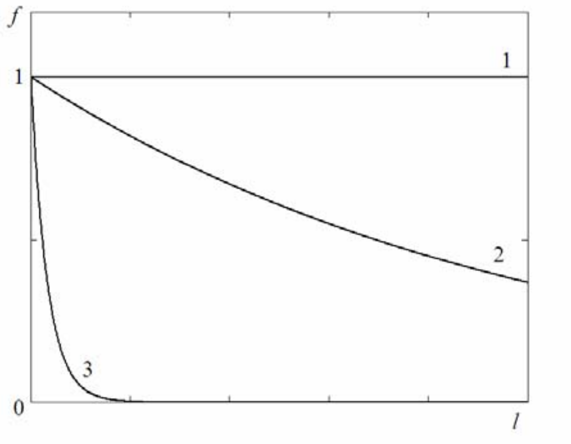

Рис. 1. Модели индивидуумов

Идеализированная исходная выборка из L = 6 элементов нормированной вероятности **f** правильных ответов приведенной группы испытуемых равна, очевидно, 1/3 от суммы вероятностей таких ответов для каждого из ее членов (кривая 1 на рис. 2). По внешнему виду этой кривой трудно оценить, каково относительное число индивидуумов с той или иной компетентностью в группе. Однако в результате решения системы шести линейных алгебраических уравнений вида

$$\begin{cases} F_0 e^{-\lambda_0 x_0} + F_1 e^{-\lambda_1 x_0} + F_2 e^{-\lambda_2 x_0} = 3f_0\,; \\ F_0 e^{-\lambda_0 x_1} + F_1 e^{-\lambda_1 x_1} + F_2 e^{-\lambda_2 x_1} = 3f_1\,; \\ \quad\dots \\ F_0 e^{-\lambda_0 x_5} + F_1 e^{-\lambda_1 x_5} + F_2 e^{-\lambda_2 x_5} = 3f_5 \end{cases} \qquad (6)$$

могут быть определены неизвестные λ_m и F_m (m = 0, 1, 2). В этой системе F_m – относительное количество индивидуумов с компетентностью, описываемой декрементом λ_m, в испытываемой группе ($0 \le F_m \le 1$). Вектор **F** называется амплитудным спектром исходной выборки вероятностей в системе выбранных базисных функций модели $\exp(-\lambda_m x)$. Нетрудно видеть, что в данном простейшем примере порядок модели M совпадает с фактическим количеством индивидуумов в тестируемой группе K. В общем случае длина вектора **F** равна, разумеется, выбранному порядку модели M.

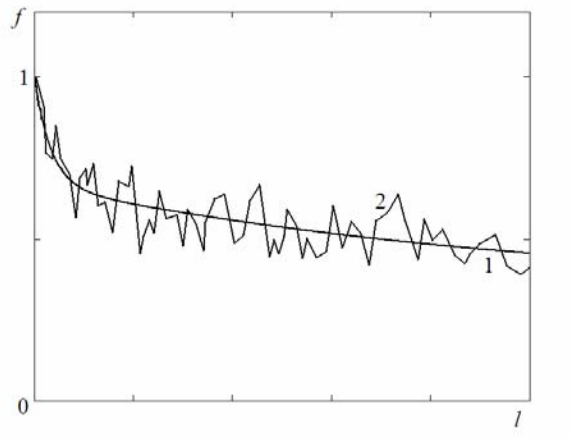

Рис. 2. Выборка нормированной вероятности правильных ответов

Уравнение (6) является тривиальным примером реализации исходного метода Прони. На практике, однако, дело обстоит сложнее. Выборка **f** всегда искажена шумами измерений (кривая 2 на рис. 2), вызванными различными факторами, в том числе конечной вероятностью случайного угадывания правильного ответа. Поэтому вместо исходного метода Прони в статистических моделях целесообразно применять метод наименьших квадратов Прони, причем порядок модели M должен быть существенно меньше как длины L вектора тестовых вопросов **q**, так и объема тестируемой группы K. Только в этом случае возможно нивелировать шум измерений до значений, приемлемых с точки зрения адекватности синтезируемой в последующем управляющей (предметной) функции обучения, предназначенной для корректировки учебных программ.

4. Синтез предметной функции

Заключительным этапом алгоритма адаптивной модели обучающей системы является формирование указанной выше управляющей (предметной) функции, адаптированной к начальной компетентности протестированной выборки обучаемых. В качестве исходной информации используется амплитудный спектр выборки в базисе M функций стандартных моделей индивидуумов **u**. Еще раз подчеркнем, что предметная функция синтезируется не для K реальных индивидуумов, а для M «репрезентативных» моделей, наилучшим образом аппроксимирующих компетентность реального контингента группы.

Предметная функция обучения **d** – это вектор из N элементов, каждый из которых описывает относительный вес некоторого предметного раздела (содержательного модуля) в общем объеме учебной программы V. Например, если общий объем программы обучения по некоторой дисциплине составляет 36 часов, программа состоит из трех содержательных модулей, а значения элементов вектора **d** равны:

$$d(0) = 0{,}25\ ;$$
$$d(1) = 0{,}5\ ;$$
$$d(2) = 0{,}25\ ,$$

то на первый модуль выделяется 9 часов, на второй – 18, на третий – 9. Очевидно, что вектор **d** должен быть нормирован таким образом, чтобы сумма его элементов составляла единицу.

Формирование предметной функции обучения на базе амплитудного спектра социологической выборки возможно с использованием различных целевых алгоритмов. Простейшим, очевидно, является линейное преобразование вектора **F** в вектор **d** с помощью трансляционной матрицы $\left[\mathbf{T}\right]$. Это прямоугольная (M×N) матрица значений T_m^n, имеющая вид:

$$\left[\mathbf{T}\right] = \begin{pmatrix} T_0^{\,0} & T_1^{\,0} & \dots\ T_{M-1}^{\,0} \\ T_0^{\,1} & T_1^{\,1} & \dots\ T_{M-1}^{\,1} \\ & \dots & \\ T_0^{\,N-1} & T_1^{\,N-1} & \dots\ T_{M-1}^{\,N-1} \end{pmatrix}. \qquad (7)$$

Каждый столбец матрицы (7) – это вектор $\mathbf{d}_m$, оптимизированный исключительно для модели индивидуума с начальной компетентностью, описываемой декрементом λ_m, где m – номер столбца. Результирующий вектор предметной функции обучения вычисляется по формуле:

$$\mathbf{d} = \left[\mathbf{T}\right]\mathbf{F}\,,$$

после чего выполняется его вышеуказанная нормировка.

Целевая функция для оптимизации может строиться на использовании различных критериев. В качестве экстремальных примеров можно привести различие в подходах СССР и США к распределению средств на научные исследования во второй половине XX века. В США основные ассигнования выделялись на те области, где имело место отставание от других стран. СССР, напротив, выделял деньги большей частью в области исследований, в которых сохранялся его приоритет. Каждый подход имеет определенную логику, однако в образовании, по-видимому, нецелесообразно и неэтично придерживаться столь радикальной дифференциации.

Например, если отсортировать предметные области в порядке возрастания необходимости творческого подхода, элементы столбцов матрицы $\left[\mathbf{T}\right]$ с номерами 0, M/2 и M–1 могут иметь тренды, схематически показанные на рис. 3 (кривые 1, 2, 3 соответственно). Для будущих специалистов с наименьшей начальной компетентностью (кривая 3) основной акцент в обучении делается на предметные области, требующие минимума творческого подхода. В области информатики это могут быть, например, работа с операционными системами в качестве пользователя, эксплуатация офисных приложений и т.п. Специалисты со средней начальной компетентностью (кривая 2) изучают все предметные области примерно в равной степени. Наконец, показавшим наибольшую исходную компетентность обучаемым (кривая 1) можно в увеличенном объеме давать наиболее проблемные области, требующие для последующей работы соответствующего творческого подхода (теория алгоритмов, экспертные системы и т.д.).

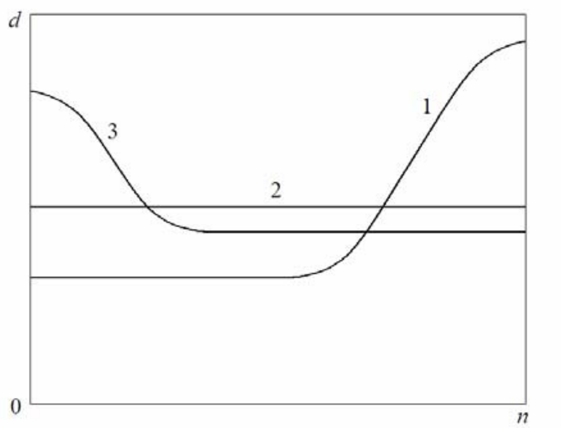

Рис. 3. Возможные тренды предметной функции

Достоинством описанного линейного преобразования вектора **F** в вектор **d** с помощью трансляционной матрицы (7) является простота и очевидность результата (объемы предметных областей в программе обучения линейно зависят от относительного количества моделей обучаемых с тем или иным начальным уровнем компетентности в исходной выборке). Описанные ранее алгоритмы методов Прони в данном случае имеют редуцированный вид, поскольку декременты λ_m компонент выбранной модели задаются априори при формировании матрицы $\left[\mathbf{T}\right]$, а не определяются из выборки исходных данных.

Однако линейный (неадаптивный) алгоритм преобразования не всегда является оптимальным с точки зрения достижения максимальной эффективности обучения в государственных масштабах. В некоторых случаях более выгодным может оказаться преобразование векторов с помощью некоторой нелинейной векторной функции векторного аргумента:

$$\mathbf{d} = \mathbf{D}(\mathbf{F})\,.$$

Декременты всех M компонент адаптивной модели в данном подходе не задаются априори, а находятся путем анализа исходной выборки, т.е. методы Прони используются в своем изначальном варианте. Такой алгоритм требует, разумеется, дополнительных исследований для нахождения возможных видов функции **D**.

5. Выводы

Адаптивные алгоритмы в моделях обучения имеют значительные перспективы в связи с возможностью увеличения на их базе эффективности образования и повышения итоговой компетентности специалистов в целом по государству. В качестве основы таких алгоритмов целесообразно использовать авторегрессионные модели спектрального анализа и методы Прони. Однако для полной реализации возможностей адаптивных алгоритмов необходимы дальнейшие исследования в области построения целевых функций для оптимизации учебных программ.

Научная новизна статьи состоит в том, что впервые для обработки результатов социологических исследований предложено использовать их спектральное разложение по системе базисных функций (моделей индивидуумов) с помощью адаптивных алгоритмов спектрального анализа. Полученные амплитудные спектры предлагается использовать для целенаправленного воздействия на протестированную выборку обучаемых индивидуумов путем линейного или нелинейного преобразования их в предназначенную для этого управляющую (предметную) функцию обратной связи.

Практическое значение данной работы заключается в возможности применения полученных результатов для разработки автоматизированных систем оптимизации учебного процесса, которые позволят повысить эффективность подготовки кадров до теоретически возможного предела, обеспечив должный уровень компетентности выпускаемых специалистов в общегосударственном масштабе.

Аналогичные результаты до настоящего времени практически отсутствовали в литературе. Методы спектрального анализа, приведенные в монографии [2] и ей подобных, описаны безотносительно к области их применения, не являясь таким образом достаточно адаптированными для решения поставленных во введении целей и задач.

Целью дальнейших исследований должно явиться выяснение адекватности и устойчивости линейного и нелинейного преобразований амплитудных спектров результатов социологических исследований в управляющие функции обратной связи.

Литература: 1. *Передпроектні* дослідження розробки та впровадження системи дистанційного навчання в Харківському національному економічному університеті / В.П.Степанов, О.М.Барков, І.О.Борозенець та ін. // Х.: Вид. ХНЕУ, 2010. – 188 с. 2. *Марпл-мл. С.Л.* Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л.Марпл-мл. // М.: Мир, 1990. – 584 с. 3. *Грицунов А.В.* Выбор методов спектрального оценивания временных функций при моделировании СВЧ-приборов / А.В.Грицунов // Радиотехника. – 2003. – № 9. – С. 25–30. 4. *Gritsunov A.V.* Harmonic Decomposition of an Exciting Current in Simulation of the Electron Devices / A.V.Gritsunov, L.Y.Turenko // Telecomm. and Radio Engineering. – 2002. – V. 58, No. 11–12. – P. 56–66.

Поступила в редколлегию 17.01.13

Рецензент: проф. Панченко А.Ю. (ХНУРЭ).

Грицунов Александр Валентинович, докт. физ.-мат. наук, профессор кафедры информатики и компьютерной техники Харьковского национального экономического университета. Научные интересы – вычислительная математика и математическая физика. Адрес: пр. Ленина, 9а, Харьков, 61166, Украина. E-mail: gritsunov@list.ru. Тел.: (057) 758-77-10.

Степанов Валерий Павлович, канд. техн. наук, профессор, заведующий кафедрой информатики и компьютерной техники Харьковского национального экономического университета. Адрес: пр. Ленина, 9а, Харьков, 61166, Украина. E-mail: wps232@rambler.ru. Тел.: (057) 758-77-10.

Нестеренко Лариса Васильевна, ст. преп. кафедры прикладной математики и информационных технологий Харьковского национального университета городского хозяйства. Адрес: ул. Революции, 12, Харьков, 61002, Украина. Тел.: (057) 707-31-31.

УДК 517.518.4

Про використання методів спектрального розкладання в задачах соціологічного аналізу та планування / О.В. Грицунов, В.П. Степанов, Л.В. Нестеренко // Радіоелектроніка та інформатика. 2013. № 00. С. 00 – 00.

Розроблено адаптивний алгоритм для оцінювання компетентності фахівців на основі амплітудних спектрів вибірок соціологічних досліджень. Використовуються методи Проні та декомпозиція по затухаючим експонентам. Запропоновано лінійний та нелінійний методи синтезу адаптивної керуючої функції навчального процесу.

Іл. 3. Бібліогр.: 4 назв.

UDC 517.518.4

On the Using of Spectral Decomposition Methods in Problems of Sociological Analysis and Planning / A.V. Gritsunov, V.P. Stepanov, L.V. Nesterenko // Radioelektronika i informatika. 2013. No. 00. P. 00 – 00.

An adaptive algorithm for estimating the competence of specialists on the basis of amplitude spectra of samples of sociological tests is developed. The Prony methods and the decomposition on damping exponentials are used. A linear and non-linear methods of synthesis of an adaptive control function of the educational process are suggested.

Fig. 3. Ref.: 4 items.