

ИНФОРМАТИКА И МОЗ

Н.Г.Загоруйко

I. Информатика определяется как научная дисциплина, связанная с разработкой теории и технических средств сбора, хранения, передачи и переработки информации при решении широкого круга прикладных проблем.

При всей важности и сложности процессов сбора, хранения и передачи информации следует признать их вспомогательную роль по отношению к переработке информации. Действительно, информацию имеет смысл собирать, накапливать и передавать, если только она будет использоваться, а использование информации всегда предусматривает ее анализ, переработку. С другой стороны, процессы обработки информации используются и при выполнении процедур сбора информации (методы планирования экспериментов), ее хранения и передачи (методы обнаружения ошибок, оптимального кодирования).

Главные задачи обработки накопленной информации можно свести к задачам двух видов.

1. Привести информацию к виду, удобному для восприятия ее основного содержания человеком ("повернуть информацию лицом к пользователю"). Для этого нужно выявить скрытые закономерности в массиве данных, преобразовать их в простую форму и представить человеку в удобном для восприятия и интерпретации виде.

2. Использовать имеющиеся данные для предсказания (прогнозирования) новых данных. Для этого опять-таки надо обнаружить закономерные связи одних частей данных с другими частями и потом по значениям одних данных вычислять значения других.

Из сказанного видно, что методы обнаружения закономерностей (МОЗ) играют важную (ключевую) роль на всех этапах жизни информации - от ее возникновения до использования. Этим объясняется за-

метный рост интереса к проблемам обнаружения эмпирических закономерностей со стороны специалистов различного профиля - от философов и психологов до инженеров и математиков.

Какое же современное состояние проблемы МОЗ?

Основные ее части можно сформулировать так [1]:

- описание исходных знаний и данных;
- обнаружение (усиление) закономерностей;
- использование закономерностей для предсказаний.

П. Исходные знания описываются в виде эмпирической гипотезы h_0 [2,3], в состав которой должны включаться такие элементы: W - указание тех объектов или процессов, о которых гипотеза высказывается; O - перечень и описание приборов или измерительных процедур, применяемых для исследования объектов W ; V - язык, на котором записываются протоколы rg о результатах наблюдения объектов W приборами O ; T - тестовый алгоритм или правило, по которому определяется, возможен или невозможен некоторый протокол rg с точки зрения гипотезы h_0 .

Гипотеза $h_0 = \langle W, O, V, T \rangle$ содержит в себе формализованное описание наших представлений о том, что возможно и что невозможно в рассматриваемом мире W . Если эти представления достаточно глубоки, т.е. если они отражают существенные закономерные (неслучайные) зависимости одних частей данных с другими, то гипотеза (закономерность) h_0 может использоваться в качестве рабочего инструмента при решении двух указанных выше основных задач обработки информации:

- а) сжатие данных для краткой записи или для удобного их представления;
- б) пополнение данных путем предсказания новых фактов, подчиняющихся имеющейся закономерности.

В ходе исследования объектов W знания h_0 о них дополняются результатами новых наблюдений в виде протокола rg_0 . Наиболее распространенной формой протокола является таблица "объект-семейство" (ТОС). Однако иногда результаты непосредственных наблюдений могут иметь и иной вид, например, функций, структурных схем, символьных последовательностей. Для перевода этих данных к виду ТОС требуются специальные методы параметрического описания таких объектов: спектральный, регрессионный и другие виды анализа функций, структурный анализ графов, 1-граммный анализ символьных последовательностей и т.д. В создании таких методов имеются существенные

продвижения. Широкий круг исследований по описанию, например, речевых сигналов, представляющих собой функцию времени $f(t)$, небольшим набором параметров, сохраняющих основную информацию, представлен в работах [4-6].

Для анализа графов, описывающих структуры молекул органических соединений, разработаны эффективные алгоритмы определения структурных характеристик [7,8].

Символьные последовательности (литературные тексты, нотные тексты, генетические тексты и т.п.) методами, представленными в Пакете прикладных программ СИМБОЛ [9], можно отобразить в пространство 1-граммных характеристик [10,11].

В результате таких отображений каждый объект (сигнал, порожденный устной командой, граф молекулы или отрывок текста) будет описан конечным набором характеристик (свойств), а набор объектов будет описываться удобной для дальнейшего анализа таблицей "объект-свойство".

Следует отметить, что не для всех перечисленных описаний существуют эффективные методы приведения их к виду ТОС. Важными примерами такого рода сложного описания могут служить тоновая фотография, геологическая карта, а также социологическая анкета с так называемыми свободными ответами.

III. Перейдем к проблеме усиления закономерностей. С ней приходится встречаться тогда, когда имеется исходная закономерность в виде гипотезы h_0 и протокол rg_0 , например, в форме ТОС, и требуется, изучив эти дополнительные данные rg_0 , обнаружить в них новые закономерности, углубляющие, уточняющие наши прежние представления, т.е. сделать переход F от исходной гипотезы h_0 и новых данных rg_0 к более сильной гипотезе h_1 : $F(h_0, rg_0) = h_1$.

Примером процедуры F -усиления гипотезы может служить обучение машины распознаванию образов. Тестовый алгоритм T_0 гипотезы h_0 при обучении допускает любое решающее правило в заданном классе, например, в классе линейных правил (т.е. любую гиперплоскость).

Алгоритм обучения (F) использует обучающую выборку (rg_0) для определения того, какая именно гиперплоскость наилучшим образом делит представителей одного образа от представителей другого или других образов.

В результате обучения формулируется новая гипотеза h_1 , тестовый алгоритм которой (T_1) считается возможной использовать для

разделения не любую гиперплоскость, а только ту, которая была выбрана на этапе обучения. Техника построения решающих правил при обучении распознаванию в конкретной задаче достаточно хорошо изучена. Интересны и перспективны методы, связанные с построением так называемых "логических решающих правил" (ЛРП) [12]. ЛРП формулируется, например, так: "объект Z принадлежит образу S_k , если значения свойств этого объекта (\tilde{X}_Z) удовлетворяют условию:

$$(X_2^1 \geq 2) \wedge (X_2^5 \neq 0) \wedge \dots \wedge (3,8 \leq X_2^{12} \leq 9,5) \wedge (X_2^{19} \neq \text{"синий"})".$$

Такие правила могут использовать не все признаки, а только часть (наиболее информативную), что позволяет обрабатывать и ТОС, содержащие пробелы; можно наряду с "количественными" признаками использовать порядковые и качественные (номинальные). Правила легко реализуются логическими устройствами и могут использоваться даже при ручной обработке данных и, что особенно важно, они удобны для интерпретации, легко понимаются пользователем. Часто закономерности, сформулированные в виде ЛРП, пользователю более интересны, чем возможность их последующего использования для распознавания с помощью ЭВМ.

Исследуются процедуры построения решающих правил и других классов: комитетных [13], коллективных [14], алгебраических [15], таксономических [16], робастных [17].

IV. О метапринципах. Актуальными для МОЗ становятся проблемы сравнительного анализа правил разных классов и поиска критериев (метаправил), по которым можно было бы предсказать, какое из двух правил, одинаково успешно распознающих обучающую выборку, окажется лучше и при распознавании новых контрольных объектов.

Одним из метаправил служит правило простоты: предпочитай более простую решающую функцию. Если в обучающей выборке нет двух неразличимых объектов, принадлежащих разным образам, то сейчас уже всем понятно, что можно построить правило, безошибочно работающее на такой выборке. К сожалению, не все еще осознали тот факт, что этого недостаточно. Нужно еще обязательно оценить, какой ценой этот результат достигается. Если решающее правило оказалось сложным, то это верный признак того, что оно будет плохо работать на контрольном материале. Если мы встретились с образом, для описания которого требуется сложная решающая функция, то это обычно указывает либо на то, что мы выбрали неудачно

признаковое пространство, либо на то, что наша обучающая выборка непредставительна, плохо отражает закономерности генеральной совокупности. Зависимость надежности распознавания от сложности решающего правила, размерности пространства и объема обучающей выборки изучалась в работах [18-20].

Принцип простоты полезен не только в качестве метаправила для выбора решающей функции, но и в качестве правила, по которому работают сами эти функции. Из набора вариантов возможных решений, допускаемых данной решающей функцией, следует выбирать тот вариант, который дает самое простое решение. На этом основано правило предсказания в алгоритме ЭМП-I [21]. Более простым там считается результат (протокол), который описывается минимальным набором подпротоколов минимальной мощности.

В задаче выбора лучшей модели регрессии оказывается полезным рассматривать спектр коэффициентов регрессии и выбирать модель с самым простым спектром [22].

Подтверждается полезность критерия "локально-кусочной гладкости" при решении задачи двумерного упорядочения данных. Объекты на плоскости (X, Y) нужно располагать так, чтобы свойства объектов, являющихся ближайшими соседями любого объекта, хорошо аппроксимировались линейной функцией координат.

Еще один метапринцип связан с устойчивостью (робастностью): предпочитай более устойчивую решающую функцию. Устойчивость решающих функций при малой выборке проверяется обычно методом скользящего экзамена. Интересно было бы оценить эффективность для этой цели метода "бутстрэп" [23], который, как утверждают его авторы, хорошо показал себя при оценке устойчивости статистических оценок, получаемых на малой выборке, при определении коэффициента корреляции, выборе информативной подсистемы признаков и т.д.

Широкое распространение имеет метапринцип частоты: если в обучающей выборке одному и тому же набору значений характеристик $X_1 + X_n$ соответствуют разные значения целевого признака X_2 , то выбирай такое значение, которое встречается чаще других. На этом принципе основано подавляющее большинство решающих правил, начиная с классического правила Байеса.

Можно отметить тесную связь между частотой и простотой. Приемы оптимального кодирования основаны на том, что более частым событиям соответствуют более простые коды. Наши понятия простоты и

частости, выработанные в ходе эволюции, приспособлены к закономерностям природы, и поэтому не только при искусственном кодировании, но и при выработке естественного языка описания реального мира должна была сформироваться та же связь: то что часто встречается, то для нас и более просто. Так что, выбирая решение в пользу наиболее частого, мы обычно получаем тот же результат, как если бы мы выбирали решение в пользу наиболее простого.

Наконец, следует отметить метапринцип похожести: выбирай такое решение, которое встречалось в точно такой же или наиболее похожей ситуации. Чем меньше отличается набор признаков (X_Z) объекта Z от набора признаков (X_a) некоторого объекта a обучающей выборки, тем меньше должны отличаться и значения их целевых признаков (X_{a0} и X_{Z0}). Если $X_Z = X_a$, то и $X_{Z0} = X_{a0}$. При неточном совпадении X_Z с X_a обычно выбирают несколько наиболее похожих объектов в обучающей выборке и находят X_{Z0} как средневзвешенное значение X_{a0} этих "ближайших соседей". На этом принципе основаны алгоритмы с парзеновскими оценками, в частности алгоритм ЗВТ [24], нашедший в последнее время применение для решения разнообразных задач предсказания: заполнения пробелов в таблицах данных, предсказания вектора целевых характеристик, продолжения динамических рядов — как одномерных, так и многомерных [25].

Подводя итог сказанному, можно сформулировать правило принятия решений в общей качественной форме:

выбирай такое решение, которое было бы по возможности наиболее простым, было бы наиболее похоже на то, что в прошлом встречалось наиболее часто, и при этом было бы наиболее устойчивым.

Диапазон изменения каждого из этих свойств очень широк: от "очень просто" до "очень сложно", от "полностью совпадает" до "абсолютно не похоже", от "всегда" до "ни разу", от "абсолютно устойчиво" до "совершенно неустойчиво". Выбор оптимального сочетания значений этих характеристик в каждом конкретном случае пока представляет собой скорее предмет искусства, чем науки [26].

У. Рассмотрим коротко проблему использования закономерностей в процессе предсказания новых фактов. Эта задача формулируется так: предсказать значение характеристики X_{Z0} объекта Z , если другие его характеристики имеют значения $X_Z = \langle x_{Z1}, x_{Z2}, \dots, x_{Zn} \rangle$. Если в распоряжении пользователя имеется гипотеза h , описывающая закономерную связь значений характеристик X_Z со значением целевой

характеристики X_{Z_0} , то протокол $\tilde{r}r = \langle X_Z, \tilde{X}_{Z_0} \rangle$, содержащий не - известное значение свойства X_{Z_0} , заменяется таким протоколом $pr = \langle X_Z, X_{Z_0} \rangle$, который допускается тестовым алгоритмом T гипотезы $h: D \langle h, \tilde{r}r \rangle \rightarrow pr$.

Гипотеза h здесь содержит решающее правило, построенное пред-варительно машиной по обучающей выборке pr_0 . Иногда задача решается в условиях, когда имеются гипотеза h_0 , задающая класс решающих функций, и обучающая выборка pr_0 и требуется предсказать X_{Z_0} в контрольном протоколе $\tilde{r}r$ по этим данным: $D \langle h_0, pr_0, \tilde{r}r \rangle \rightarrow pr$.

Можно использовать традиционный путь. Сначала по h_0 и pr_0 с помощью правил обучения F построить более сильную гипотезу h_1 , а потом по ней предсказать pr . Но можно пойти и другим путем: не строить закономерность h_1 впрок, на все случаи жизни, а найти (предсказать) такое значение X_{Z_0} , т.е. такой протокол pr , который совместно с протоколом pr_0 порождал бы наиболее сильную (например, самую простую) закономерность h_1 . Такой подход представляется более трудоемким, чем первый, но и более адекватным смыслу задачи. Появляется возможность использовать не только ту информацию, которая содержится в обучающей выборке, но также и ту, что содержится в контрольной выборке, особенно в случае, когда для распознавания предъявляется не один, а сразу несколько объектов. На этом принципе основаны таксономические решающие функции (ТРФ) [16] и метод, основанный на сравнении емкостных характеристик разделяющих правил при распознавании группы объектов [27].

VI. 0 классификации задач предсказания. В процессе предсказания нескольких характеристик приходится иметь дело либо с несколькими (m) характеристиками одного и того же объекта, либо с одной и той же характеристикой разных m объектов, либо с разными характеристиками различных объектов. Эти различия существенны и вызывают необходимость построения трех разных с е м е й с т в методов предсказания. Дальнейшая детализация методов необходима для лучшего приспособления метода к тому, сколько элементов строки, столбца или таблицы нужно предсказывать - один, несколько или все. Каждому такому случаю можно сопоставить к л а с с методов. Наконец, важно также, в каких шкалах измеряются предсказываемые элементы - в номинальной, порядковой, количественной или в разных шкалах. Каждый такой вариант порождает свой т и п задачи предсказания. В работе [28] приводится описание классификации типов

задач предсказания, основанной на указанных выше особенностях. По этой классификации видно, какие типы задач предсказания мы решаем давно и успешно, а какие еще решать не пытались.

VI. Наибольшую сложность представляют задачи анализа данных с разнотипными переменными. Имеются два подхода к анализу разношкальных таблиц. Первый основан на формировании закономерностей в терминах, инвариантных к допустимым преобразованиям используемых шкал. Примером такой техники могут служить упомянутые выше логические решающие правила или правила, использующие многоместные отношения [29].

Другой, более традиционный путь состоит в приведении данных таблицы к шкале одного типа. При этом используется либо обеднение сильных шкал до более слабых (превращение числовых таблиц к бинарному виду), либо усиление слабых шкал до более сильных ("одифровка" [30,31]). Это делается для того, чтобы можно было оценивать меру близости, схожести, связанности, зависимости между объектами (строками таблицы) и между свойствами (столбцами таблицы). В работе [32] описывается методика оценки меры связанности элементов разношкальных таблиц без предварительного обеднения или обогащения всей таблицы.

VII. О программном матобеспечении. Уже давно публикация на тему о методе или алгоритме считается убедительной, если в ней имеются данные об экспериментах с соответствующей машинной программой. Затем стала очевидной необходимость формирования набора (библиотек) программ по тому или иному прикладному направлению. Потом появились системные сервисные добавки, превращающие библиотеку в пакет прикладных программ - удобное средство для пользователя-непрограммиста [33].

Современная тенденция состоит в том, что пользователю лучше давать не программы или пакет программы, а специализированную микропроцессорную (МП-) систему, реализующую функции этого пакета. Такая МП-система должна иметь средства текстового и графического диалога, которые позволяли бы пользователю активно участвовать в самом процессе решения своей задачи, своевременно менять стратегию решения и получать легко интерпретируемые результаты. Микропроцессорные системы анализа данных с развитыми средствами графического, а впоследствии и устного диалога, нам предстоит разрабатывать в ближайшее время.

IX. О полигонах. На международной выставке "Наука-83" в Москве экспонировались 32 отечественных пакета для анализа данных. В США пакетов этого назначения около 300. Подавляющее их большинство почти полностью дублируют друг друга. Кажется вполне естественной идея сформировать универсальную библиотеку, в которую были бы собраны все лучшие программы одного и того же назначения. Из программ этой библиотеки можно было бы формировать пакеты программ для той или иной области применения.

К сожалению, реализовать эту идею непросто. Прежде всего, нужно расклассифицировать программы, научиться определять, являются ли две программы разными или одинаковыми по своему назначению. Затем среди программ одного и того же назначения нужно научиться выбирать лучшую. Вопрос сравнения и выбора требует большой теоретической и прикладной работы.

На первом этапе группа квалифицированных экспертов в данной конкретной области должна проанализировать теоретические обоснования каждого из конкурирующих алгоритмов. Однако как для разработчиков, так и для пользователей более убедительным аргументом, чем экспертное мнение, будет результат экспериментального сравнения программы при решении некоторого тестового набора искусственных и реальных задач.

Создание как экспертных групп, так и машинных полигонов для сравнения алгоритмов и программ связано с большими организационными и финансовыми трудностями. Однако эта работа неизбежна, и чем раньше мы к ней приступим, тем больше мы сэкономим сил и средств как у разработчиков, так и у пользователей программного обеспечения.

X. О приложениях результатов исследования проблемы МОЗ. Перечень примеров приложения методов, направленных на обнаружение и использование эмпирических закономерностей при анализе данных, очень большой.

В книгах, статьях и докладах описаны результаты использования МОЗ в геологии, медицине, социологии, психологии, экономике, в сельском хозяйстве, экологии, искусствоведении, истории и т.д. Однако в большей части - это примеры разового решения отдельных задач отдельными программами.

Примеров систематического использования развитых систем анализа данных в производственных условиях найдется не много, а там, где они есть, видно, что методы - только часть дела. Требуется ре-

шить массу проблем технического характера, создать соответствующую службу, разработать эргономику процесса анализа данных и включить его в структуру более сложных систем прохождения информации от ее получения до использования при принятии решений.

Актуальной и практически реализуемой для многих коллективов, занимающихся проблемой МОЗ, является сейчас задача построения так называемых "экспертных систем". В машину вводятся данные о некоторой прикладной области. Эти данные могут иметь разную природу - поступать от измерительных приборов, переноситься из книг и отчетов, даваться экспертами в этой области. Машина должна уметь обнаруживать закономерности в таких массивах данных и на этой основе обнаруживать ошибки и противоречия [34], формировать запросы о слабо обеспеченных разделах данных. На некотором уровне развития система достигает уровня эксперта и может отвечать на сложные вопросы, прогнозировать развитие ситуации, вырабатывать рекомендации.

Методы обнаружения закономерностей имеют важное значение в работе таких экспертных систем, которые должны представлять собой концентрацию всех новейших достижений в области информатики.

Для решения задач, возникающих при построении экспертных систем, требуются вычислительные средства высокой и сверхвысокой производительности, обладающие гибкой структурой и разветвленной сетью интеллектуальных терминалов. Уместно отметить, что этим требованиям хорошо соответствует идея распределенных вычислительных систем, разработанная в Институте математики СО АН СССР в начале 60-х годов [35].

Л и т е р а т у р а

1. ЗАГОРУЙКО Н.Г. Некоторые проблемы автоматического обнаружения закономерностей. - В кн.: Машинные методы обнаружения закономерностей (Материалы Всесоюзного симпозиума). Новосибирск, 1976, с. 6-15.

2. Требования к алгоритмам предсказания /Витяев Е.Е., Гаврилко В.П., Загоруйко Н.Г., Самохвалов К.Ф. - В кн.: Вычислительные системы. Вып. 50. Новосибирск, 1972, с. 100-106.

3. ЗАГОРУЙКО Н.Г. Эмпирическое предсказание. -Новосибирск: Наука, 1979. -120 с.

4. КЕЛЬМАНОВ А.В. Сравнение систем признаков, основанных на частной автокорреляционной функции, при решении задач распознавания изолированных слов. - В кн.: Эмпирическое предсказание и распознавание образов (Вычислительные системы, вып. 83). Новосибирск, 1980, с. 74-97.

5. ЛЕБЕДЕВ В.Г. Эффект маскировки и автоматический анализ речевых сигналов. - В кн.: Вычислительные системы. Вып. 61. Эмпирическое предсказание и распознавание образов. Новосибирск, 1975, с. 103-111.

6. A study on Speaker-Independent speech characteristics / Kelmanov A.V., Lebedev V.G., Velichko V.M. et al. - Proc. of Symposium Franco-Sovietique Sur la Parole, Grenoble, France, Oct. 1981, p.130-141.

7. СКОРОВОГАТОВ В.А. Относительные разбиения и слои графов. - В кн.: Вопросы обработки информации при проектировании систем (Вычислительные системы, вып. 69). Новосибирск, 1977, с. 3-10.

8. ЗАГОРУЖО Н.Г., СКОРОВОГАТОВ В.А. Выбор признаков структурного различия классов химических веществ. - Тр. VI Всесоюзной конференции "Использование ЭВМ в спектроскопии молекул и химические исследования". Новосибирск, 1983, с. 92-94.

9. Пакет прикладных программ для анализа произвольных символьных последовательностей значительной длины СИМВОЛ/Высокая Г.С., Гусев В.Д., Косарев Ю.Г., Тимофеева М.К., Титкова Т.Н., Чужанова Н.А. - В кн.: В-технология программирования: Тезисы докл. I-й Всесоюз. конф. Ч.2. Опыт применения. Киев, ИИ АН УССР, 1983, с. 48-50.

10. ГУСЕВ В.Д., КУЛИЧКОВ В.А., ТИТКОВА Т.Н. Анализ генетических текстов. 1-граммные характеристики. - В кн.: Эмпирическое предсказание и распознавание образов (Вычислительные системы, вып. 83). Новосибирск, 1980, с. 11-33.

11. ГУСЕВ В.Д. Характеристики символьных последовательностей. - В кн.: Машинные методы обнаружения закономерностей (Вычислительные системы, вып. 88). Новосибирск, 1981, с. 112-123.

12. ЛВОВ Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. - Новосибирск: Наука, 1981. - 155 с.

13. МАЗУРОВ В.Д. Математические методы распознавания образов в решении задач планирования и управления. - Свердловск: Ср.-Урал. книжн. изд-во, 1977. - 48 с.

14. РАСТРИГИН Л.А., ЭРЕНШТЕЙН Р.Х. Коллектив алгоритмов для обобщения алгоритмов решения задач. - Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1978, № 7, с. 512-517.

15. ЖУРАВЛЕВ Д.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. - В кн.: Проблемы кибернетики. Вып. 33. М., 1978, с. 5-68.

16. ЕЛЮКИНА В.Н., ЗАГОРУЖО Н.Г. Количественные критерии качества таксономии и их использование в процессе принятия решений. - В кн.: Вычислительные системы. Вып. 36. Новосибирск, 1969, с. 29-46.

17. ТАРАСЕНКО Ф.П. Непараметрическая статистика. - Томск: Из-во Томского ун-та, 1976, - 292 с.

18. ЛВОВ Г.С. О представительности выборки при выборе эффективной системы признаков. - В кн.: Вычислительные системы, Вып. 22. Новосибирск, 1966, с. 39-58.

19. РАУДИС Ш.Ю. Ограниченность выборки в задачах классификации. - Статистические проблемы управления. Вып. 18. Вильнюс, 1976. - 180 с.
20. ВАПНИК В.Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. - М.: Наука, 1979. - 447 с.
21. ГАВРИЛКО Б.П., ЗАГОРУЖО Н.Г. Универсальный алгоритм эмпирического предсказания. - В кн.: Вычислительные системы. Вып. 55, Новосибирск, 1973, с. 134-138.
22. ЗАГОРУЖО Н.Г., УСПОЖАНИНОВ В.Г., ЖИЛИН Ю.Г. Идентификация моделей прогноза в условиях малой обучающей выборки. - Тр. П. Всесоюз. школы-семинара "Программно-алгоритмическое обеспечение прикладного многомерного статистического анализа". Москва, 1983, с. 140-143.
23. ДИАКОНИС П., ЭФРОН Б. Статистические методы с интенсивным использованием ЭВМ. - В мире науки, 1983, № 7, с. 60-73.
24. ЗАГОРУЖО Н.Г., ЕЛКИНА В.Н., ТИМЕРКАЕВ В.С. Алгоритм ZET-75 заполнения пробелов в эмпирических таблицах. - В кн.: Эмпирическое предсказание и распознавание образов (Вычислительные системы, вып. 67). Новосибирск, 1976, с. 3-28.
25. ЕЛКИНА В.Н., ЗАГОРУЖО Н.Г. Применение ZET-метода в экспертных системах. - В кн.: Анализ разнотипных данных (Вычислительные системы, вып. 99). Новосибирск, 1983, с. 73-87.
26. ЗАГОРУЖО Н.Г. Методы обнаружения закономерностей. - М.: Знание, сер. "Математика и кибернетика", М., вып. II, 1981.
27. ВАПНИК В.Н. Распознавание заданного множества объектов. - Труды П. Всесоюзной школы-семинара "Программно-алгоритмическое обеспечение прикладного многомерного статистического анализа". Москва, 1983, с. 190-195.
28. ЗАГОРУЖО Н.Г. Классификация задач прогнозирования на таблицах "объект-свойство". - В кн.: Машинные методы обнаружения закономерностей (Вычислительные системы, вып. 88). Новосибирск, 1981, с. 3-8.
29. ВИТЯЕВ Е.Е. Метод обнаружения закономерностей и метод предсказания. - В кн.: Эмпирическое предсказание и распознавание образов (Вычислительные системы, вып. 67). Новосибирск, 1976, с. 54-68.
30. ЕНЮКОВ И.С. Методы оцифровки не количественных признаков. - В кн.: Алгоритмическое и программное обеспечение прикладного статистического анализа. М., Наука, 1980.
31. АИВАЗЯН С.А., ЕНЮКОВ И.С., МЕШАЛКИН Л.Д. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных. - М.: Финансы и статистика, 1983. - 470 с.
32. ЗАГОРУЖО Н.Г. Согласование разнотипных шкал. - В кн.: Анализ языков и символьных последовательностей (Вычислительные системы, вып. 99). Новосибирск, 1983, с. 3-14.
33. ЗАГОРУЖО Н.Г., ДЕОВ Г.С., МАШАРОВ Ю.П. Пакет прикладных программ для обработки таблиц экспериментальных данных ОТАКС-1. - В кн.: Вопросы обработки информации при проектировании систем (Вычислительные системы, вып. 69). Новосибирск, 1977, с. 93-101.

34. ЗАГОРУЖКО Н.Г. Применение алгоритма ЗЕТ для обнаружения противоречий в экспертных системах. - Труды I Международного симпозиума по искусственному интеллекту. Ленинград, 1983.

35. ЕВРЕЙНОВ Э.В. О возможности построения вычислительных систем в условиях запаздывания сигналов. - В кн.: Вычислительные системы. Вып. 3. Новосибирск, 1960, с. 3-16.

Поступила в ред.-изд.отд.
II ноября 1983 года