

Ивахненко А.Г.

О ПРОБЛЕМЕ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ИЛИ МЫСЛЯЩЕГО ИНЖЕНЕРНОГО КОМПЬЮТЕРА

Обсуждаются причины, приведшие большинство ученых к отрицанию возможности построения интеллектуального компьютера. Высказывается мнение, что такое негативное решение является временным и будет опровергнуто при учете смещения модели. Всемерное уменьшение смещения достигается в дважды-многоуровневых нейросетях, а также при дискретизации переменных. Метод парных вероятностей вместе с методом МГУА рекомендуется для решения задач искусственного интеллекта интерполяционного типа.

1. Можно ли говорить об «интеллектуальном компьютере»?

Считается, что в настоящее время нельзя в качестве цели ставить построение интеллектуального мыслящего инженерного компьютера, так как известно, что после жарких дискуссий, вызванных выходом книги Тьюринга «*Может ли машина мыслить*», все ученые пришли к единому мнению, что построение такого компьютера невозможно. По крайней мере, до тех пор, пока не будут раскрыты и смоделированы алгоритмы действия человеческого мозга, не только планировать, но и говорить об интеллектуальном компьютере просто неудобно. Однако смелость ученых состоит в том, чтобы пытаться взять трудный барьер, не дожидаясь времени, когда будут полностью раскрыты тайны человеческого мозга.

2. Первая причина негативного мнения ученых о возможности построения интеллектуального компьютера

Первая причина состоит в неумении ученых придать модели свойство обобщения на другие выборки данных. Поэтому образовалось устойчивое общее мнение о невозможности построения интеллектуального мыслящего компьютера.

Образованию этого негативного мнения способствовал ряд причин. Во-первых, все ученые оказались точностниками, т.е. людьми, которые дедуктивным логическим путем или индуктивным переборным методом стремятся только к точности решения задачи. Это можно показать на примере решения задачи искусственного интеллекта интерполяционного типа. К этим задачам принадлежат задачи распознавания образов, обнаружения закономерностей, диагноза и идентификации текущего состояния объекта, краткосрочного и долгосрочного прогноза. Эти задачи решаются по одному и тому же алгоритму, и потому компьютер, решающий задачи интерполяционного типа, может претендовать на некоторую универсальность действия.

Если задана полиномиальная референтная функция, то оптимальная модель указанных задач известна априори. Никаких дедуктивных или индуктивных алгоритмов не требуется: априори известно, что число членов лучшей полиномиальной модели равно

числу строк выборки экспериментальных данных. При этом модель обладает нулевой внутренней ошибкой, рассчитанной на данной выборке, но ошибка по всем другим выборкам очень велика. Поэтому никто эти предельные модели не применяет.

Метод группового учета аргументов (МГУА) реализует идею обобщения при помощи применения перебора моделей-кандидатов по критерию смещения, заданному в неявной форме. Используется две выборки данных, причем оценки коэффициентов находятся на одной из них, а структура модели выбирается на другой. Так реализуется идея выбора оптимальной модели по смещению, определяемого как разность ошибок на двух частях выборки данных. Без разделения выборки на две части рассчитать величину смещения нельзя.

Кроме того, были сделаны попытки применить перебор моделей по критерию смещения в явной форме [1]. Однако такой перебор ухудшил выбор модели, и потому был отвергнут. Только в последнее время был применен перебор моделей сначала по ошибке, а затем по смещению, последовательно [2]. Чисто точностной подход дает самую лучшую модель в случае, когда других выборок данных, кроме одной, на вход компьютера не поступает. Примером может быть задача распознавания 26 печатных букв стандартного изображения. Чтобы как-то расширить область обобщения модели на соседние выборки, число членов модели уменьшается в несколько раз, например, до тех пор, пока будут применены только аргументы, модуль коэффициента корреляции которых с выходной переменной больше 0,3 [3]. В некоторых критериях для выбора сложности структуры модели просто назначается штраф за сложность [4]. До последнего времени критерий смещения не учитывался, что и послужило всеобщей уверенности в том, что компьютерные модели не могут быть подобны физическим законам, которые открывает естественный интеллект, и что они работают только на данной выборке, и ничего нового от компьютера ожидать не следует.

3. Вторая причина негативного мнения ученых

Второй причиной является уверенность в том, что инженерный искусственный интеллект должен воспроизводить алгоритмы человеческого мозга, и что раскрытие тайн человеческого мозга поможет создать инженерный компьютерный интеллект. Конечно, исследование работы мозга чрезвычайно важная и актуальная задача, но она имеет весьма отдаленное отношение к решению проблемы построения инженерного искусственного интеллекта. Хотя бы потому, что в мозгу действует более 10^7 нейронов, а в искусственном интеллекте мы располагаем не более 10^5 нейронов. Природа действует по весьма расточительным законам, которые не следует копировать инженеру.

Это можно показать на примере рассмотрения известной модели нейрона – перцептрона Ф.Розенблатта [5]. Для хороших инженерных решений характерно экономное использование информации и специализация отдельных подсистем. Природа не соблюдает эти принципы. Известно, что в перцептроне Ф. Розенблатта второй ряд элементов не разделен на кластеры отдельных образов. Поэтому ценная информация о месте, куда приходит входной сигнал, не используется, пропадает. В инженерной системе такая расточительность недопустима. Здесь нужно применить автоматическую кластеризацию второго ряда на кластеры отдельных образов [6,7]. Существует оптимальное число кластеров для каждой выборки данных. От перцептрона компьютерный разум может унаследовать его универсальность. Специфика обоих определяется видом его входных элементов – датчиков.

4. Третья причина негативного отношения

Третья причина негативного отношения ученых – слабость разработки структуры интеллектуального компьютера. Простое разделение выборки данных на две части дает возможность получить модель, обладающую наименьшим, однако не нулевым, смещением.

Никто не задумывался, какие новые свойства будут иметь модели, получаемые в результате обработки информации, поступающей от трех и более выборок. Возможно, будут получены модели, сохраняющие ускорение изменения смещения и т.п. Что важно для структурного моделирования при воспроизведении разложения нелинейной функции в ряд Тейлора.

Не разработанными остаются также дважды и трижды многорядные нейросети, осуществляющие фильтрацию сигналов. Фильтр Калмана был предложен в 1961 г. [8]. С тех пор теория фильтрации сигналов ушла далеко вперед, но в нейросетях это развитие пока не используется. Построение и наращивание нейросети служит одним из способов дальнейшего снижения ошибки и смещения модели.

Другим способом снижения ошибки и смещения модели служит применение метода парных вероятностей (МПВ). В этом методе последовательно выполняются следующие этапы:

1. Непрерывные переменные дискретизируются на множество участков. Каждому участку присваивается определенный ранг. Тем самым задача прогнозирования процессов заменяется задачей распознавания образов.
2. Дискретные значения каждого двух переменных называются дискретами. Для распознавания образов может использоваться как полный набор дискрет, так и

оптимальный состав их множества. Для оптимизации эталонных вероятностных описаний применяются алгоритмы МГУА.

3. Усредняя значения эмпирических вероятностей парных дискрет по вертикали, т.е. по столбцам, находят вероятностные описания каждой строки. Таким образом, распознавание происходит не в пространстве признаков, а в пространстве парных вероятностей их дискретных значений. Из регрессионного анализа известно, что увеличение размерности пространства регрессии может либо сохранить ошибку на прежнем уровне, либо уменьшить ее. Поэтому переход из пространства признаков в пространство вероятностей дискрет только уменьшает ошибку распознавания и прогноза.
4. Рассчитывается вероятностное описание входного сигнала, подлежащего распознаванию.
5. Входной сигнал относится к тому типу, данное описание которого оказывается ближе в пространстве вероятностей дискрет. Расстояние можно измерить по Хеммингу, Эйлеру или Махаланобису [4]. Последнее предпочтительнее.

Покажем метод МПВ мы на конкретном примере.

5. Пример. Распознавание типа объектов с применением двух индуктивных методов: метода группового учета аргументов и метода парных вероятностей

Выбор формата задачи

Для краткости выберем небольшой формат задачи. Всего будем распознавать пять типов объектов, например, суден, обозначаемых буквами А, В, С, D, Е. Выходной переменной можно считать номер типа судна: А=1, В=2, С=3, D=4, Е=5. Задачу можно рассматривать как распознавание типа судна. Каждый тип судна наблюдался 10 раз. Всего выборка содержит 50 строк. В каждой строке указаны 6 эффективных признаков типа судна $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ (таблица 1).

Таблица 1. Исходная выборка нормированных данных и их ранги для образа Е, $0,688 \leq y \leq 1,000$.

	Дата	Y		x ₁		x ₂		x ₃		x ₄		x ₅		x ₆	
1	13.8	0,688	5	0,546	3	0,576	3	0,765	5	0,850	1	0,833	3	0,750	4
2	19.8	0,836	5	0,554	3	0,580	4	0,466	4	1,000	5	0,833	3	0,750	3
3	25.8	0,784	5	0,520	3	0,767	5	0,333	2	0,950	4	0,917	4	0,750	3
4	28.8	1,000	5	0,532	3	0,693	4	0,327	2	0,900	4	0,917	4	0,750	2
5	29.8	1,000	5	1,000	5	0,993	5	0,568	4	0,900	4	0,917	4	0,750	2
6	7.9	0,740	5	0,617	4	0,576	3	0,803	5	0,900	3	0,833	2	0,750	1
7	8.9	0,825	5	0,740	5	0,671	4	0,704	5	0,900	3	0,833	2	0,750	1
8	9.9	0,825	5	0,825	5	0,770	5	0,738	5	0,900	3	0,917	4	0,750	1
9	11.9	0,695	5	0,576	4	0,816	5	0,503	4	0,850	1	0,917	5	0,750	1
10	12.9	0,695	5	0,695	5	0,940	5	0,714	5	1,000	5	1,000	5	0,750	1

Из всех предложенных первичных признаков и их парных ковариаций выбирается 6 наиболее эффективных, модуль коэффициента корреляции которых с выходной величиной, т.е. с номером типа судна, больше, чем у других.

Для каждого типа судна рассчитываются эталонные вероятностные описания (ЭВО). В таблице 2 показан расчет ЭВО для судов типа Е.

Таблица 2. Значения парных вероятностей и эталонное вероятностное описание образа Е

	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	2_2	2_3	2_4	2_5	3_3	3_4	3_5	4_4	4_5	5_5
x ₁ x ₂										0,100	0,300	0,100		0,200	0,300
x ₁ x ₃							0,200				0,100	0,100	0,100	0,200	0,300
x ₁ x ₄			0,100	0,100							0,300	0,300		0,100	0,100
x ₁ x ₅								0,100	0,100	0,200	0,200			0,300	0,100
x ₁ x ₆				0,200	0,300		0,100		0,100	0,200	0,100				
x ₂ x ₃							0,200				0,100	0,200	0,100	0,100	0,300
x ₂ x ₄			0,100		0,100					0,100	0,100	0,100	0,100	0,300	0,100
x ₂ x ₅							0,100	0,100		0,100	0,100		0,100	0,300	0,200
x ₂ x ₆			0,100	0,100	0,300			0,100	0,100		0,200	0,100			
x ₃ x ₄				0,100	0,100			0,200				0,300	0,100	0,100	0,100
x ₃ x ₅								0,200	0,200		0,100	0,100	0,100	0,200	0,100
x ₃ x ₆				0,100	0,400	0,100	0,100	0,100			0,100			0,100	
x ₄ x ₅			0,100		0,100		0,200				0,100	0,100	0,300		0,100
x ₄ x ₆	0,100		0,300	0,100	0,100			0,200			0,100	0,100			
x ₅ x ₆		0,200		0,100	0,200			0,200		0,100	0,200				
ЭВО	0,100	0,200	0,700	0,800	1,600	0,100	0,900	1,200	0,500	0,800	2,100	1,500	0,900	1,900	1,700

Аналогичным образом получены ЭВО для остальных типов судов. ЭВО представляют собой множество средних значений эмпирических вероятностей дискрет, т.е. события, при котором два признака принимают указанные дискретные значения.

В примере признаки, как и входная переменная, дискретизируются по пятизначной шкале на пять уровней. Усредняя 15 значений указанных вероятностей дискрет, получаем ЭВО данного типа судна.

Таблица 3. ЭВО для пяти типов судов

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
A	0,120	0,173	0,060	0,053	0,073	0,087	0,127	0,047	0,080	0,033	0,067	0,040	0,033	0,007	0,000
B	0,067	0,127	0,100	0,060	0,080	0,020	0,073	0,073	0,080	0,027	0,047	0,100	0,020	0,093	0,033
C	0,073	0,060	0,060	0,073	0,060	0,020	0,080	0,120	0,067	0,040	0,113	0,100	0,053	0,053	0,027
D	0,007	0,067	0,060	0,067	0,060	0,040	0,087	0,127	0,073	0,033	0,093	0,093	0,040	0,100	0,053
E	0,007	0,013	0,047	0,053	0,107	0,007	0,060	0,080	0,033	0,053	0,140	0,100	0,060	0,127	0,113

Теперь опишем процедуру распознавания. Ее можно вести на двух уровнях: без моделирования и с моделированием.

1. Распознавание без моделирования

Постепенно, последовательно учитывая все дискреты от одной до пятнадцати (полный перебор), рассчитываем на отдельной проверочной выборке расстояние между ЭВО сигнала и пятью ЭВО различных судов. Решение принимается по наименьшему расстоянию. Оказывается, что, подобно МГУА, при нарастании сложности ЭВО внешний критерий ошибки сначала увеличивается, а затем начинает падать. При этом наблюдается зона неопределенности. Следовательно, необходимо добавить доопределение оптимального описания по смещению.

2. Решение с применением моделирования

Парные вероятности ЭВО рассматриваются как вторичные аргументы для построения модели. Применяя комбинаторный алгоритм МГУА с доопределением по смещению, получаем дискриминантную функцию или модель для решения пятиальтернативной задачи распознавания типа судна, при котором распознаванию подлежит данный тип судна и множество всех остальных типов. Алгоритм МГУА исключает малоэффективные дискреты из рассмотрения, и именно в этом состоит индуктивный характер алгоритма МПВ с применением МГУА.

Так как формат задачи мал, всего распознается пять типов судов, то целесообразно дополнить систему множеств так называемыми средними точками, т.е. средними значениями парных вероятностей. В результате получим выборку данных, содержащую 10

строк. Применяя комбинаторный алгоритм МГУА, получаем следующие пять дискриминантных моделей.

Пример показывает, что компьютерный советчик (интеллект) должен максимально использовать дискретизацию переменных, кластеризацию выборки и разделение функций отдельных подсистем. Это будет комитет систем, решающих отдельные типы задач, объединенных общей оболочкой. В компьютерном интеллекте будет подсистема, доказывающая теоремы, решающая задачи линейного программирования, ведущая диалог с человеком с поиском различного рода справок, и, наконец, подсистема, решающая интерполяционные задачи, указанные выше. Только последняя подсистема может претендовать на универсальность применения.

6. Соотношения применения интерактивных и самоорганизующихся систем

Интерактивные системы предназначены для решения самых простых задач, для которых известна теория. Эксперт, пользуясь этой теорией, устанавливает точечные или линейные эталоны отдельных образов и, кроме того, согласно концепции допустимых преобразований [9], дает инструкции по расширению множества эталонов в случае, когда система не может распознать изображение. По этой инструкции идет обучение и постановка новых эталонов. Напомним, что, как показано в примере, все задачи интерполяционного типа, при помощи дискретизации переменных приводятся к задаче распознавания образов. Но сложность задач возрастает с каждым годом, так что эксперт не может предусмотреть все требуемые изменения. Искусственный интеллект имеет смысл, только если после настройки системы эксперт уже не требуется, так как система обучается сама, по программам самоорганизации, т.е. по МГУА и МПВ. Для этого необходимо разделить выборку данных на две или более частей.

Консенсус на нескольких выборках, например, потребует при обнаружении закономерностей на космическом корабле, движущемся с ускорением. Чтобы не решать вопрос об оптимальном разделении выборки на части, для оценки ошибки применяется перекрестный критерий ошибки, а для оценки смещения – новый перекрестный критерий смещения [10]. Вместо выхода «не знаю», система сама обучает свои эталоны, без помощи человека.

7. Алгоритм обработки экспертных оценок по ошибке и смещению

Если разделение выборки данных на две части не применяется, то построение искусственного интеллекта становится невозможным. Постоянное присутствие эксперта возвращает нас к использованию метода экспертных оценок, где компьютер только

помогает осуществить голосование. Интересно, что в этом случае разделение экспертов на две части и определение разностей мнений также имеет смысл [11].

Целесообразно применить последовательный перебор оценок экспертной комиссии сначала по ошибке, затем по смещению. Например, первая экспертная комиссия, работающая в городе Киеве, отобрала 10 лучших проектов. Они поступают на рассмотрение двух экспертных комиссий в городе Харькове и Львове. И из них выбирается тот проект, при котором достигается консенсус, т.е. наименьшее расхождение мнений вспомогательных комиссий.

Литература

1. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. Киев: Наукова думка, 1985, 215 с.
2. GMDH Algorithm for Optimal Model Choice by the External Error Criterion with the Extension of Definition by Model Bias and Its Applications to the Committees and Neural Networks // *Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 12, № 4, 2002, pp.347-353.*
3. Круг Г.М., Круг О.Ю. Математический метод классификации древней керамики // Труды института археологии АН СССР. – Москва: Наука, 1965.-с.317 –323.
4. Васильев В.И. Распознающие системы. Справочник. Киев: Наук. думка, 1983. - 422 с.
5. Перцептрон - система распознавания образов. Под ред. А.Г. Ивахненко. - Киев: Наук. думка, 1975, - 432с.
6. Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. and Mueller J.-A. Self-Organization of Optimum Physical Clustering of Data Sample for a Weakened Description and Forecasting of Fuzzy Objects. \ Pattern Recognition and Image Analysis, v.3, N4, 1993, pp. 415-422.
7. Ивахненко А.Г., Аксенова Т.И. и др. Определение кластеров активности на поверхности молекул в области заданного химического действия.\ Кибернетика и вычислительная техника, вып.118, 1998, стр.14-21.
8. Kalman R.E., Bucy R. (1961), New result in linear filtering and prediction theory, J. Basic Eng. 83, 95-108 [1]. [Русский перевод. Калман Р., Бюси Р., Новые результаты в линейной теории предсказания, в сб. переводов «Техническая механика», 83, №1, 1961.]
9. Ковалевский В.А. Распознавание путем имитации процесса, порождающего изображения. - В кн.: Распознавание образов и конструирование читающих автоматов. Киев: Наук. Думка, 1969, вып. 2, с. 3-24.
10. Ивахненко А.Г., Савченко Е.А., Ивахненко Г.А., Надирадзе А.Б., Рогов А.О. Индуктивный метод выбора модели с минимальной ошибкой и наименьшим смещением для решения интерполяционных задач искусственного интеллекта // 6-я международная конференция «Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии» (РОАИ-6-2002). Великий Новгород, 21-26 окт. 2002 г.: Тр. Конф.: В 2 т. / НовГУ им. Ярослава Мудрого.-Великий Новгород, 2002. – Т. 1.с. 240-245.
11. Гавлова Д., Ивахненко А.Г. Интерактивные алгоритмы экспертной оценки проектов перестройки районов города // *Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 12, № 2, 2002, pp.268 - 272.*

Ивахненко А.Г.

О ПРОБЛЕМЕ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ИЛИ МЫСЛЯЩЕГО ИНЖЕНЕРНОГО КОМПЬЮТЕРА

Обсуждаются причины, приведшие большинство ученых к отрицанию возможности построения интеллектуального компьютера. Высказывается мнение, что такое негативное заключение является временным и будет опровергнуто при учете смещения модели. Наибольшее уменьшение смещения достигается в дважды многорядных нейросетях, а также при дискретизации переменных. Метод парных вероятностей вместе с МГУА рекомендуется для решения задач искусственного интеллекта интерполяционного типа.

Ивахненко О.Г.

ПРО ПРОБЛЕМУ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АБО МИСЛЯЧОГО ІНЖЕНЕРНОГО КОМП'ЮТЕРА

Обговорюються причини, що привели більшість учених до заперечення можливості побудови інтелектуального комп'ютера. Висловлюється думка, що таке негативний висновок є тимчасовим і буде відкинуто при врахування зміщення моделі. Найбільше зменшення зміщення досягається у двічі багаторядній нейромережі, а також за допомогою дискретизації змінних. Метод парних імовірностей разом з МГУА рекомендується для розв'язання задач штучного інтелекту інтерполяційного типу.

Ivakhnenko A.G.

ON THE PROBLEM OF INTELLECTUAL OR THINKING ENGINEERING COMPUTER CONSTRUCTION

The reasons are considered which led the majority of scientists to the negation of possibility of intellectual computer construction. Opinion is expressed that this negative conclusion is temporary and will be denied when the model bias will be taking into account. The major decrease of the bias can be reached in twice-multilayered neural networks as well as through variables discretization. Pair probability method together with GMDH is recommended to the solution of interpolation type problems of artificial intelligence.