ИННОВАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

УДК 330.1

JEL O3, B52

DOI: 10.17213/2312-6469-2021-3-226-235

МАТЕМАТИКО-АЛГОРИТМИЧЕСКИЕ ОСНОВАНИЯ НЕКОТОРЫХ МЕНТАЛЬНЫХ КАЧЕСТВ, УЧИТЫВАЕМЫХ В ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЯХ

© С.А. Салтыков 2021

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
г. Москва, Россия*

Рассмотрен такой класс экономико-математических моделей, как древовидные модели, предсказывающие некую целевую переменную, основываясь на значениях некоторых показателей. Подбор параметров такой оптимальной древовидной модели в общем случае – NP-трудная задача. Обосновано, что одним из естественных приближенных способов решения некоторых NP-трудных задач является использование жадного алгоритма вкупе с аккумулярованием информации о комплементарных друг другу показателях, то есть о показателях, при совместном использовании которых возникает существенный синергетический эффект. Показано, что регулярное, ненаправленное, случайное пересоздание с новым набором показателей некоторых древовидных моделей предсказания некой целевой переменной есть закономерное следствие поиска компромиссного по быстродействию и точности решения некоторого класса NP-трудных задач. Высказана и фундирована гипотеза, что такое пересоздание древовидной модели на новых показателях можно соотнести на высоком уровне абстракции с такими ментальными качествами некоторых общественных страт как представление об отсутствии источника порядка внутри и поиск его исключительно во вне феномена, а также склонность «замазывать» полюса противоречий и даже тяга к разного рода теориям заговора и креационизму. Рассмотрена роль учета таких ментальных качеств в экономико-математических моделях.

Ключевые слова: *древовидные модели, целевая переменная, жадный алгоритм, математико-алгоритмические основания, типы ментальности.*

MATHEMATIC-ALGORITHMICAL FOUNDATIONS OF SOME MENTAL QUALITIES TAKEN INTO ACCOUNT IN ECONOMIC-MATHEMATICAL MODELS

© S.A. Saltykov 2021

Institute of control sciences RAS V.A. Trapeznikov, Moscow, Russia

Considered such a class of economic-mathematical models as tree models, which predict some target variable based on the values of some features. The selection of parameters of such an optimal tree model is generally an NP-complete problem. It is proved that one of the natural approximate ways to solve some NP-complete problems is to use a greedy algorithm together with the accumulation of information about complementary features, i.e. about the features which, when used together, produce a significant synergistic effect. It is shown that regular, undirected, random recreation with a new set of features of some tree models of prediction of some target variable is a natural consequence of the search for a compromise solution of some class of NP-complete problems in terms of speed and accuracy. The hypothesis that such a recreation of a tree-like model on new features can be correlated at a high level of abstraction with such mental qualities of some social strata as the idea that there is no source of order inside and its search exclusively outside the phenomenon, as well as a tendency to "gloss over" the poles of contradictions and even a craving for all kinds of conspiracy theories and creationism, has been expressed and is funded. The role of taking such mental qualities into account in economic-mathematical models is considered.

Keywords: tree models, target variable, greedy algorithm, mathematic-algorithmical foundations, types of mentality.

Введение

Вопрос, необходим ли учёт ментальности в экономико-математических моделях, является во многом дискуссионным. С одной стороны, возможно, без её учета можно обойтись. И действительно, если мотивационные экономические стимулы в условиях известной информированности об окружающем мире полностью определяют решения, принимаемые экономическими агентами, то учитывать дополнительно культурные, эмоциональные и интеллектуальные особенности в экономических моделях не имеет смысла.

Но существенная часть исследователей считает, что значительная доля специфики экономических процессов не выводится лишь из мотивационных стимулов и информированности и предполагает, что привлечение в анализ ментальных особенностей может существенным образом повысить объясняющую способность разрабатываемых экономических моделей.

Учитывать ментальную специфику можно по-разному. Можно аккуратно обобщать экспериментальный материал, касающийся ментальной специфики, и давать этим обобщениям содержательную интерпретацию [8], другими словами, проводить метаанализ. Можно имитационным, ком-

пьютерным моделированием «ловить» закономерности эволюции ментальности (как, например, направленной, избирательной и очень быстрой коэволюции мозга и культуры [11]). Можно умозрительно (в хорошем смысле этого слова [1, с. 106-107]) рассуждать об эволюции ментальных особенностей [3, 4] и роли их учета в повышении объясняющей способности экономических моделей [5, 6]. А можно некоторым образом комбинировать эти подходы в анализе ментальной специфики.

В данной работе как раз будут скомбинированы интерпретация результатов математического моделирования и умозрительное гипотетико-дедуктивное рассуждение. Мы попробуем показать алгоритмические основания некоторых черт ментальности. Сделано это будет следующим образом.

Сначала мы рассмотрим алгоритмические сложности, возникающие при подборе параметров оптимальных древовидных моделей, предсказывающих значения некой целевой переменной. Затем рассмотрим, какие есть естественные подходы для частичного устранения этих сложностей, то есть, иными словами, какие существуют компромиссные решения по подбору оптимальных древовидных моделей. И наконец, покажем, что одно из таких компромиссных решений на высоком уровне абстракции соотносится с одной группой черт ментальности, а другое компромиссное решение – с другой группой черт ментальности. В завершение покажем, что это соотношение оказывается весьма эвристичным для повышения объясняющей и предсказательной способности экономико-математических моделей.

1. Сложности при использовании приближенных решений NP-трудных задач

Для того, чтобы предсказать значение некой целевой переменной, могут использоваться различные математические алгоритмы, и они отличаются вычислительной сложностью. Часто используются регрессионные модели, в них пытаются найти жестко зафиксированную функциональную зависимость целевой переменной от предсказывающих показателей – линейную, квадратичную или логарифмическую, например. Подбирается линейная (квадратичная, логарифмическая) функция, которая наиболее точно аппроксимирует предсказываемые значения целевой переменной; и минимизирует невязку. Такая задача может быть решена с заданной точностью за неэкспоненциальное время.

Кроме регрессионных часто используются графовые математические модели: нужно найти оптимально предсказывающий целевую переменную – граф без циклов (лес или дерево) или граф с циклами (сеть, в частности, нейросеть). Задачи поиска оптимального графа часто являются NP-трудными [10], поэтому для практических целей приходится использовать приближенные методы их решения, чтобы поиск результата требовал неэкспоненциального времени.

Можем ли мы ограничиться использованием лишь математических моделей, точный подбор оптимальных параметров которых требует неэкспоненциального времени? В общем случае этот вопрос остается открытым, но имеющаяся практика использования моделей для задач искусственного интеллекта на реальных датасетах говорит, что ограничиться только лишь регрессионными моделями мы не можем: для большой доли задач они существенно проигрывают в точности древовидным и нейросетевым моделям. Поэтому приходится использовать приближенные методы подбора оптимальных лесов и искусственных нейронных сетей. Далее будем рассматривать только древовидные модели, то есть модели, где ищутся оптимальные графы без циклов. Для такого класса моделей использование приближенных методов таит в себе определенные сложности, которые могут существенно снижать точность предсказания целевой переменной. Покажем это.

В древовидных моделях подбирается оптимальный с точки зрения предсказания целевой переменной лес деревьев или, в частном случае, дерево. Предсказываемое значение целевой переменной получается некоторым агрегированием значений листовых элементов деревьев полученного оптимального леса. Агрегируемые значения в листовых элементах определяются пороговыми значениями показателей, находящимися в одной цепи деревьев. Другими словами – тем, какие показатели оказались в одной цепи дерева определяется то, как модель предсказывает целевую переменную.

Дерево жадными алгоритмами строится сверху вниз, ярус за ярусом следующим образом. На каждом ярусе в каждой цепи подбирается пороговое значение для такого показателя, чтобы цепь, в которую он добавляется, имела максимальную предсказательную способность. То есть на каждом шаге добавления нового показателя в цепь дерева принятия решений добавляется наилучший показатель с точки зрения предсказательной способности. Добавляя на каждом шаге оптимальный показатель (точнее, пороговое значение по нему, иными словами, «сплит») к цепи дерева, жадный алгоритм рассчитывает в итоге получить цепь дерева, обладающую максимальной предсказательной способностью. Но из теории алгоритмов мы знаем, если каждый шаг алгоритма будет оптимальным, из этого не следует, что алгоритм достигнет глобального оптимума. В общем случае жадный алгоритм приходит не к оптимальному, а к субоптимальному решению.

Это происходит и в нашем случае: поскольку поиск оптимального дерева решений требует экспоненциального времени, мы вынуждены искать субоптимальное дерево решений за приемлемое, неэкспоненциальное время. Но насколько сильно по точности могут отличаться друг от друга оптимальное и субоптимальное дерево решений? Оказывается, в специально подобранных случаях различие может быть огромно: доля объясненной дисперсии целевой переменной субоптимальным деревом может оказаться более чем в 50 раз меньше, чем у оптимального дерева принятия

решений [12]. Есть основания полагать, что на реальных датасетах это различие будет также очень существенным.

Можно ли как-нибудь сгладить это различие между точностью оптимальных и субоптимальных деревьев принятия решений, не сильно увеличивая вычислительную сложность? Какой будет разумный компромисс между точностью и вычислительной сложностью? Отличается ли этот разумный компромисс для различных классов задач и если различается, то как?

2. Подходы к устранению сложностей при решении NP-трудных задач приближенными методами

Рассмотрим два подхода, представляющих разумные компромиссы между точностью и вычислительной сложностью при решении NP-трудных задач подбора оптимальных деревьев решений жадными алгоритмами.

Покажем, что одним из таких подходов является использование жадного алгоритма вкупе с аккумулярованием информации о комплементарных друг другу показателях, то есть о показателях, при совместном использовании которых (в одной цепи дерева решений), возникает существенный синергетический эффект.

Итак, два показателя на данном наборе данных будем называть комплементарными друг другу по отношению к третьему показателю, если дерево решений, построенное на комплементарных показателях, оказывается более точным, чем построенное всех на трех показателях, другими словами, есть синергетический эффект от их совместного использования при предсказании. В этом случае третий показатель будем называть экранирующим.

И действительно, такой показатель на каждом шаге построения дерева решений классическими методами (CART [7], например) будет помещаться в дерево решений вместо любого из показателей из комплементарной пары, не давая паре показателей оказаться в одной цепи дерева и таким образом проявить свой совместный синергетический эффект.

Помочь справиться с этим позволяет аккумулярование информации о парах комплементарных показателей. В этом случае имеет смысл строить дерево на показателях, о комплементарности которых известно, а не на всех имеющихся показателях, это позволяет повысить точность [12]. Таким образом, это первый подход, позволяющий частично компенсировать то, что использование жадного алгоритма приводит к субоптимальному решению, точность которого существенно ниже, чем точность оптимального решения. Рассмотрим второй возможный подход.

Идея второго подхода состоит в том, что, зная о существовании эффекта «экранирования» пары комплементарных показателей, можно попытаться учесть его «наивным» образом безо всякого трудоёмкого сбора информации о комплементарности показателей. Действительно, можно слу-

чайно, наугад отбрасывать какие-то показатели и строить деревья. Возможно, среди отброшенных будет и экранирующий показатель. Подобный эвристический прием используется, например, в методе Random Forest [9].

Другими словами, одним из естественных способов борьбы с таким экранированием, заслонением синергетического эффекта, является ненаправленный перебор наборов показателей (в попытке случайно выбросить экранирующие показатели), используемых при построении дерева решений. Можно аккумулировать информацию о подмножествах показателей, на которых строят наиболее точные деревья принятия решений, это также позволит частично компенсировать потери в точности из-за вынужденного использования жадного алгоритма.

Итак, мы рассмотрели два компромиссных по точности и быстродействию подхода к построению оптимальных деревьев решений, «надстроенных» над использованием жадного алгоритма. Теперь сформулируем гипотезы относительно связи каждого из этих подходов с некоторыми ментальными свойствами определенных общественных страт.

3. Математико-алгоритмические основания некоторых свойств ментальности

Из ненаправленности, случайности перебора наборов показателей можно попытаться вывести некоторые особенности ментальности некоторых страт общества, ранее отмеченные культурологами, – неисторичность мышления, отсутствие кумулятивности в накоплении представлений о мире и даже склонность незрелого ума к разного рода теориям заговора и смежным верованиям, которые объединяет представление о том, что источник порядка находится исключительно вовне, например, верования в порчу, «венец безбрачия» и прочее. Покажем, что эти ментальные особенности, кроме прочего, имеют глубинную алгоритмическую природу: для ряда классов задач они являются оптимальными с вычислительной точки зрения. Говоря неформальным, даже несколько жаргонным языком, склонность обывателя постоянно, регулярно «переобуваться» по всем вопросам: от мировоззренческих до перестановки в квартире, по-видимому, имеет глубинные алгоритмические основания.

Представим, что есть три типа экономических интеллектуальных агентов. Первый тип просто использует жадные алгоритмы для построения деревьев принятия решений, предсказывающих значения целевой переменной. У интеллектуальных агентов этого типа деревья получаются примерно одинаковые, так как у них наблюдаемые данные очень близки, а состав используемых показателей одинаков. Поэтому у агентов есть консенсус по поводу используемых деревьев, эти деревья согласуются с их личным опытом и поэтому у них нет причин думать, что используемое дерево принятия решений «назначено» извне.

Кроме того, частью наблюдаемой реальности для агентов такого типа является то, что дерево решений произвольно измениться не может. Ес-

ли наблюдаемые данные поменялись, то и дерево изменится, но невозможна ситуация, что данные неизменны, а вдруг обязательным для использования становится другое дерево, совершенно не похожее на предыдущее (построенное совершенно на других показателях).

Второй тип интеллектуальных агентов борется с экранированием синергетического эффекта комплементарных показателей, возникающим при использовании жадного алгоритма, элиминированием (отбрасыванием) из рассмотрения случайного набора показателей. И если какому-либо из агентов удастся случайным образом получить набор показателей, на которых дерево принятия решений оказывается более точным, чем «общее», уже используемое дерево, то это новое дерево становится обязательным для использования. Что наблюдают агенты этого типа при случайном переборе наборов показателей? По-видимому, для них не просматривается никакой связи между составами показателей лидирующих по точности деревьев. Иногда они очень близки, иногда эти составы показателей сильно различаются. А если два состава показателей сильно различаются, то непонятно, почему одни показатели были добавлены, а другие – удалены. Не возникает никакого накопительного эффекта в представлениях в влиянии конкретных показателей на точность предсказания целевой переменной.

Наблюдаемой реальностью для агентов этого типа является то, что обязательное для использования дерево назначается извне и оно, возможно, совсем не похоже на то, которое было порождено этим же агентом при его вычислениях. Оппозиция «власть – подвластный» начинает просматриваться в наблюдаемой реальности для такого агента. Правда, такая оппозиция еще не антиномия, еще не раскол: агент всегда может перепроверить расчеты и убедиться, что кем-то случайно найденный набор показателей действительно даёт большую точность, чем найденные им наборы, поэтому он и стал обязательным к использованию агентами этого типа.

Тем не менее то, что обязательное к использованию всеми почти всегда приходит извне, – часть наблюдаемой реальности для агентов второго типа, как и то, что между текущим, обязательным к использованию, деревом и предыдущим деревом принятия решений в общем случае связи почти не просматривается. Мы знаем, что эта связь есть, но из наблюдаемых данных агентам этого типа увидеть эту связь не представляется возможным. Можно считать, что в состав показателей, используемых в предыдущем обязательном к использованию дереве принятия решений, какие-то показатели добавили, а какие из него исключили и получили состав показателей для формирования нового, обязательного к использованию дерева принятия решений. Но почему именно эти показатели добавили, а другие – удалили не понятно. Это создает глубинную основу для «внешнецентризма» – системы представлений, что источником порядка является внешнее, а влияние внутренней (имманентной) природы вещей пренебрежимо мало.

Таким образом для описываемых агентов, в отличие от агентов первого типа, то, что всевозможные изменения дерева решений могут быть произвольными, является частью наблюдаемой реальности.

Третий тип интеллектуальных агентов борется с экранированием синергетического эффекта комплементарных показателей, возникающим при использовании жадного алгоритма, аккумулярованием пар комплементарных показателей по отношению к экранирующему показателю и использует эту информацию при построении субоптимальных деревьев принятия решений.

Здесь уже появляется кумулятивный (накопительный) эффект в представлениях. Если уж ненаправленным перебором удалось обнаружить, что данная пара показателей является комплементарной, то это уже будет учтено во всех последующих деревьях принятия решений. Это дает возможность объяснить, почему мы при переходе от предыдущего лидирующего дерева к последующему одни показатели удаляем, а другие – добавляем. Очень упрощенно можно сказать, что новые обнаруженные комплементарные индикаторы добавляем в набор используемых показателей, а новые обнаруженные экранирующие – удаляем из набора показателей, используемых при построении дерева решения.

Тогда частью наблюдаемой реальности для агентов данного типа является представление о значимости имманентной природы используемых показателей, представление о внутреннем источнике порядка.

Кроме того, представление о внешнем источнике порядка не исчезает: по-прежнему любой агент может случайно наткнуться на новую пару комплементарных показателей и построить новое лидирующее дерево, и оно будет назначено обязательным к использованию для всех. Но внешнецентризма у агентов третьего типа не получается, так как представление о внешнем источнике порядка компенсируется представлением о внутреннем источнике порядка.

Итак, что мы имеем в итоге? Агентов первого типа хоть и отличает некоторая последовательность в их системе представлений, так как для них изменения деревьев принятия решений не являются произвольными (и это их роднит с кумулятивностью представлений агентов третьего типа), но точность деревьев принятия решений у агентов первого типа всё же существенно меньшая, чем у агентов второго и третьего типа. Поэтому дальше будем рассматривать только последних.

Картина мира агентов второго типа не так последовательна, как у агентов первого и третьего типа. И действительно, если наблюдения не согласуются с закономерностью, которая свойственна динамике объекта исследования, то незрелый ум (соотносящийся в данном контексте с агентами второго типа) легко согласится с тем, что это опровергает закономерность. Если же наблюдения согласуются с закономерностью, незрелый ум будет сопротивляться тому, что это некоторым образом подтверждает эту

закономерность: он обязательно отыщет во внешней среде случайные факторы, которые непосредственно предшествовали наблюдаемым явлениям и их объявит причиной наблюдаемого. А поскольку эти факторы случайные, стихийные, спорадические и внешние по отношению к объекту исследования, из этого будет сделан вывод, что некие неконтролируемые, волюнтаристские внешние силы способны манипулировать объектом исследования как хотят; что поведение объекта исследования является не закономерным, следующим из его имманентной природы, а обусловленным исключительно воздействием произвольных внешних сил. Еще раз: незрелый ум отказывает объекту исследования в объективной природе его свойств как таковых, он ищет причины его динамики исключительно во внешнем.

Напротив, зрелый ум (в данном контексте соотносимый с агентами третьего типа) понимает, что динамика объекта исследования определяется как внутренними (имманентными) причинами, так и внешними в их сложном переплетении. Он не «замазывает» один из полюсов оппозиции [1, с. 12-13] «имманентный – внешний».

Представления о мире незрелого ума пересоздаются регулярно; как птица Феникс из пепла, такие представления возрождаются вновь и вновь [2]. Напротив, зрелый ум не пытается «до основания разрушить» законы Кеплера, чтобы создать полностью другие, более правильные законы механики. Он, наоборот, озабочен тем, чтобы была кумулятивность, преемственность представлений о мире, чтобы, по возможности, всё объясняемое законами Кеплера объяснялось и последующей механикой, которая кроме этого может объяснить еще что-то. Так появляется механика Ньютона, а законы Кеплера выводятся из нее как частный случай.

Таким образом, можно предположить, что алгоритмически различные компромиссы при решении NP-трудных задач – с аккумулярованием подмножеств показателей или же пар комплементарных показателей – можно довольно естественно на высоком уровне абстракции соотнести с непоследовательностью или, наоборот, кумулятивностью представлений интеллектуальных экономических агентов о мире, соответственно.

Заключение

Предложенный в данной работе ход исследовательской мысли открывает широкие перспективы для возможного масштабирования. Очень большое число культурно-ментальных феноменов можно так же попытаться вывести из алгоритмически вынужденных компромиссов при решении NP-трудных задач. Кроме разнообразных теорий заговора, можно попытаться проследить связь такой алгоритмической специфики с тягой к креационизму. Так же глубинно-алгоритмические основания можно обнаружить в целом конгломерате разнородных явлений, точно схваченных как научной, так и обыденной исследовательской мыслью. Сюда идут разнообразные «до основания разрушим, а потом...», «каждая кухарка может стать во главе государства», «любой может стать любым» «всё идёт из се-

мы», «мы родом из детства», концепт внешних врагов, рукотворное создание коронавируса и прочее. Но углубленное фундирование оснований этих верований – предмет дальнейших исследований.

Таким образом, выявление математико-алгоритмических оснований ментальных качеств позволяет глубже фундировать как объективность существования самих таких качеств, так и содержательную значимость их использования и учёта в различных многоагентных экономико-математических моделях.

Литература

1. Алексеев П.В., Панин А.В. Философия: учебник. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Проспект, 2013. – 592 с.
2. Пелипенко А.А. Постижение культуры: в 2 ч. Ч. 1. Культура и смысл. – М.: РОС-СПЭН, 2012. – 607 с.
3. Пелипенко А.А. Проклятье «Русской матрицы» // Власть. – 2014. – № 2. – С. 17-20.
4. Пивоваров Ю.С., Фурсов А.И. «Русская Система» как попытка понимания русской истории // Полис. Политические исследования. – 2001. – № 4. – С. 37-48.
5. Салтыков С.А. Культурологические основания типологии российских управленцев // Друкерровский вестник. – 2020. – № 3. – С. 281-293.
6. Салтыков С.А., Русяева Е.Ю. Инновационные компании: необходимость изменения корпоративной культуры в соответствии со стратификацией культурно-ментальных типов // Друкерровский вестник. – 2017. – № 5. – С. 103-110.
7. Breiman L. et al. Classification and regression tree. Wadsworth & Brooks // Cole Statistics/Probability Series. 1984.
8. Henrich J., Heine S.J., Norenzayan A. The weirdest people in the world? // Behavioral and brain sciences. 2010. Vol. 33. No. 2-3. Pp. 61-83.
9. Ho T.K. Random decision forests // Proceedings of 3rd international conference on document analysis and recognition IEEE, 1995. Vol. 1. Pp. 278-282.
10. Laurent H., Rivest R. L. Constructing optimal binary decision trees is NP-complete // Information processing letters. 1976. Vol. 5. No. 1. Pp. 15-17.
11. Markov A.V., Markov M.A. Runaway brain-culture coevolution as a reason for larger brains: Exploring the “cultural drive” hypothesis by computer modeling // Ecology and evolution. 2020. Vol. 10. No. 12. Pp. 6059-6077.
12. Saltykov S.A. Algorithm of Building Regression Decision Tree Using Complementary Features // Proceedings of the 13th International Conference ‘Management of Large-Scale System Development’ (MLSD). IEEE, 2020.

Поступила в редакцию

22.07.2021

Салтыков Сергей Анатольевич – кандидат технических наук, старший научный сотрудник Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва, Россия.

Saltykov Sergei An. – Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher at the V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia.

Россия, 117997, г. Москва, ул. Профсоюзная, д. 65
65, Profsoyuznaya str., Moscow, 117997, Russia
e-mail: sergey.saltykov@gmail.com