Математические измерения на основе байесовских интеллектуальных технологий: перспективы применения в исследовании процессов развития сложных систем

Г. А. Щербаков
Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Финуниверситет), Financial University
E-mail: G.Shcherbakov@mail.ru

Аннотация. **Современная наука испытывает значительную потребность в мощных математических методах, позволяющих создавать и использовать адекватные модели реальных процессов. Однако указанные процессы на практике формируются в условиях уникальности ситуаций, определяемой нестационарностью развития. Традиционные модели, наоборот, основываются на постулатах о детерминированности факторов или о возможности получения экспериментальной информации о них в любом объеме. В статье рассмотрен прогрессивный метод преодоления подобного «разрыва», получивший название «регуляризирующий байесовский подход». Данная разработка, может не только составить надежную математическую платформу для анализа ситуации в условиях изменяющегося окружения, но также способна осуществлять текущую корректировку прогнозов на основе обработки новых разнотипных и нечетких данных.**

Ключевые слова: математические методы; математический анализ; технологическое развитие; сложные динамические системы

Современная наука испытывает значительную потребность в мощных математических методах, позволяющих создавать и использовать адекватные модели реальных процессов. Однако указанные процессы на практике формируются в условиях уникальности ситуаций, активно развивающейся внешней среды, наличия специфики сложных объектов, недостаточности, неточности, нечеткости информации, обусловленной нестационарностью развития. Традиционные модели, наоборот, основываются на постулатах о детерминированности факторов или о возможности получения экспериментальной информации о них в любом объеме.

Математика предоставляет мощный инструментарий для описания и прогнозирования текущих процессов, который, однако, не способен учесть всего набора случайных воздействий. Язык математики стал обязательным не только в естественных, технических, но и в социальных науках, которые постепенно уходит от попыток объяснить логику развития в рамках прозрачных, интуитивно выверенных моделей, предлагая взамен все более совершенные варианты его вероятностного моделирования. Безупречность математической архитектуры модели служит критерием научного достижения среди представителей основного течения современной научной мысли. Является устоявшимся мнение, что анализ должен быть формализованным и ориентированным на выполнение четко определенных количественных задач. В указанной логике объект исследования социальных наук аналогичен объектам технических и естественнонаучных дисциплин.

Однако внешняя среда непредсказуема и лабильна, а множество переменных взаимосвязано многообразием непростых нелинейных зависимостей, порождающих непостоянство коэффициентов корреляции и обреченность попыток решения вычислительных задач. По этой причине практика не может рассчитывать на выверенные количественные измерения, а должна основываться на реалистичных предпосылках и опираться на методы, помогающие понять и обосновать указанную среду [7, с. 25, 35].

Традиционные математические методы и сформированный на их основе инструментарий не рассчитаны на продуктивную работу с нестационарными объектами, постоянно претерпевающими внутренние трансформации и развивающимися в условиях изменчивости внешней среды. Неспособность учета процессов качественного развития, а также случайных воздействий на объект исследования осложняет и делает малорезультативным использование классических подходов к анализу, базирующихся на принципах применения заранее созданных моделей объектов и алгоритмов их функционирования. Указанное обстоятельство свидетельствует о необходимости создания аналитико-прогностических систем, не имеющих жесткой алгоритмической структуры и способных развиваться в зависимости от поступающей информации и соответствующего изменения требований, целевых функций, ограничений и критериев выполняемой задачи [5, с. 33–34]. Такую необходимость сформулировал в 1997 г. В.И. Арнольд, вводя понятие мягких (и жестких) математических моделей [1].

В развитие данной идеи традиционные математические методы, длительное время служившие фундаментальным инструментом аналитического метода, в конце XX столетия дополнились логико-лингвистическими построениями, базирующимися на мягких вычислительных измерениях, принципах теории нечетких множеств и лингвистических процедурах, близких к естественному языку. Это позволило обрабатывать и анализировать не только количественную, но и качественную информацию. В итоге, на основе компьютерных технологий происходит объединение традиционной математики, формальной логики и лингвистики, что открывает классическому анализу дополнительные перспективы и гарантирует большую адекватность результатам моделирования сложных объектов.

Понятия «мягкие вычисления» и «логико-лингвистическое моделирование», представляющие органическую совокупность теоретических наработок трех перспективных научных направлений: (1) компьютерных технологий, (2) искусственного интеллекта и (3) математической лингвистики, дополнили терминологический аппарат классического анализа.

В настоящий период мягкие измерения и базирующиеся на них логико-лингвистические модели все чаще используются в практических исследованиях. Эта вполне объективная тенденция объясняется следующими обстоятельствами: (а) в фокусе интереса исследователей находятся сложные, многоуровневые, самоорганизующиеся, конфликтующие объекты, для исследования которых невозможно выстроить адекватную математическую модель; (б) требуется повышение интеллектуального уровня компьютерных технологий, так как на компьютеры в настоящее время стали возлагаться не только расчетные задачи, но и осуществление целого комплекса функций, прежде относившихся к прерогативе человека: например, структурирование и логический анализ вербальной информации, формулирование выводов и пр. В отличие от классических математических вычислений, оперирующих с жестко формализованными символьными значениями, отображающими количественные соотношения окружающей действительности, мягкие вычислительные измерения и логико-лингвистические модели работают с понятиями, идентичными тем, которые человек применяет в обычных коммуникациях для описания текущих ситуаций. Одновременно, в мягких вычислительных измерениях и логико-лингвистических моделях наличествуют определенные правила формализованного преобразования лингвистических форм близкие к классическим вычислительным процедурам и моделям [3, с. 9–10, 256].

Методика мягких измерений, включая измерения с применением нечеткой логики, активно развивается [1; 8; 2, с. 6]. Одним из перспективных подходов, позволяющих получать оценки хозяйственных показателей в условиях неопределенности и рисков, является регуляризирующий байесовский подход, базирующийся на интеграции системного, измерительного, вероятностно-статистического методов, а также методологических основ нечеткой математики и искусственного интеллекта [6, с. 24–25].

Указанный вектор развития математической науки является качественным примером разработки платформенных решений для выполнения задач моделирования и разработки развивающихся информационных технологий [5, с. 37–38]. Его преимущества заключаются в возможности обеспечивать достижение устойчивых оценок в условиях малых выборок, разнотипности данных, существенной неточности информации и нечеткости знаний о тенденциях развития исследуемых объектов. Регуляризирующие свойства данного подхода обеспечиваются интеграцией измерительного модуля в схему классического байесовского вывода. Данный модуль позволил модифицировать байесовскую формулу и разработать математический аппарат для формирования, преобразования и передачи шкал с динамическими ограничениями, где осуществляется получение, передача, преобразование, интерпретация и хранение данных и знаний, требующихся для создания моделей объекта по методу байесовского вывода. В результате таких преобразований в качестве решений на шкале могут быть достигнуты оценки состояния объектов, решения о соответствии их критериям, модельные и формализованные отображения хозяйственных процессов, выводы, рекомендации и карты рисков для сложных систем. При этом поступление новой информации влечет преобразование соответствующей шкалы с динамическими ограничениями и уточнение оценок [6, с. 28, 29].

Помимо основных шкал, служащих для отображения числовой или лингвистической информации, предусмотрены связанные универсальные шкалы для трансляции информации на последующие этапы обработки. В качестве связующей основы используется принцип единства измерений, позволяющий сопрягать входы и выходы различных шкал и трансформировать их в соответствии с функциональным назначением и метрологическими требованиями информационной системы. В этих целях одновременно с вычислительным процессом осуществляется процесс метрологического сопровождения каждого решения в виде показателей надежности, достоверности, точности, энтропии и риска. Указанные показатели сводятся в комплексы нижеследующих метрологических характеристик (см. [4, с. 47–48]).

1. Концептуальная модель измерений на основе байесовского регуляризирующего подхода может быть представлена гомоморфным преобразованием вида $G^{(O)}(t) \to G^{(M)}(t)$, где $G^{(O)}(t)$ - система динамического объекта измерений, $G^{(O)}(t) = Q^{(O)}(t) * R^{(O)}(t)$ со свойствами $Q^{(O)}(t)$, отношениями $R^{(O)}(t)$, меняющимися в зависимости от времени t; $G^{(M)}(t)$ - система динамической модели $G^{(M)}(t) = Q^{(M)}(t) * R^{(M)}(t) * L^{(M)}(t)$ со свойствами $Q^{(M)}(t)$, отношениями $R^{(M)}(t)$ и ограничениями, допущениями, требованиями $L^{(M)}(t)$ постановки задачи, также меняющимися во времени.

2. Оптимизационное уравнение может быть представлено в виде:

$$\{h_{kt}^{(Q)} | \{MX\}_{kt}^{(Q)}\} / Y_t^{(O)} * Y_t^{(OE)} * G_t^{(OE)} *^* G_t^{(C)} = \\ = \{arg\ exstr\ C\ [\ F_j(\{X_{it}\} / Y_t^{(O)} * Y_t^{(OE)} * G_t^{(OE)}) * G_t^{(C)}]\}$$

где – $h_{kt}^{(Q)} | \{MX\}_{kt}^{(Q)}\} \,/\, Y_t^{\ (O\}} * Y_t^{(OE)} * G_t^{(OE)}$ – нечеткое решение измерительной задачи в условиях, (определяемых априорной информацией, требованиями, ограничениями и допущениями) функционирования объекта $Y_t^{(O\}}$; в условиях влияющих факторов окружающей среды $Y_t^{(OE)}$; в компактах совокупности свойств объекта $G_t^{(O)}$, среды $G_t^{(OE)}$ и системы взаимосвязей $G_t^{(C)}$ объекта и среды; $\{MX\}_{kt}^{(Q)}$ – комплекс метрологических характеристик решений; C – критерий, задающий логику вывода решения задачи; F – вычислительные функции, преобразующие $\{X_{it}\}$ – совокупность потоков информации, используемой для получения решений; * – символ байесовской свертки по модифицированной байесовской формуле.

3. Метрологическое сопровождение измерений основывается на применении комплексов метрологических характеристик.

А. Точность определяется по формуле:

$$\xi_s = \frac{\max\limits_{h_s \epsilon H_k} p(h_s, h_{s+1})}{p(h_K, h_1)}$$

где $p(h_K, h_1)$ – диапазон шкалы $H_{k;}$ max $p(h_s, h_{s+1})$ $h_s \epsilon H_k$ – расстояние между соседними элементами носителя шкалы.

Б. Надежность. Надежность результата характеризует устойчивость решения. Показатель надежности основан на уровнях ошибки первого и второго рода и определяется как: $V_s = (1 - \alpha_s)\ (1 - \beta_s)$,

где α_s – уровень ошибок первого рода (отражающий вероятность отвержения правильного решения на шкале); β_s – уровень ошибок второго рода (характеризующий вероятность принятия неправильного решения на шкале).

В. Риск – величина, показывающая риск принятия данного решения. Вычисляется как (1 - R),

$$R = R^a \,.\, \sum_{h_J \epsilon H_r} P\,(h_j)$$

где R – окончательная достоверность решения на шкале; H_r – множество значимых гипотез на шкале.

Вышеперечисленные математические разработки, в совокупности получившие название «байесовский регуляризирующий подход», могут не только составить математическую платформу для подготовки прогнозов на основе обработки разнотипных и нечетких данных, но и способны осуществлять текущую корректировку прогнозов в соответствии с поступающей информацией, имеющей как количественное (числовое), так и качественное (экспертно-оценочное) выражение: лингвистические данные (мнения экспертов, заявления ответственных лиц, способные повлиять на текущие процессы), психологическая информация (ожидания индивидов), наступление или возможность наступления непредвиденных событий и пр.

Список литературы

[1] Арнольд В.И. «Жесткие» и «мягкие» математические модели. М.: МЦНМО, 2008. 583 с.

[2] Клейнер Г.Б. «Мягкие» и «жесткие» системы в экономике / Экономическая кибернетика и системная экономика. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2014. С. 1-18.

[3] Новосельцев В.И. Системный анализ: современные концепции. Воронеж, 2003. 378 с.

[4] Прокопчина С.В. Методологические аспекты решения задач полисистемных измерений в условиях неопределенности / Экономическая кибернетика и системная экономика. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2014. С. 38-52.

[5] Прокопчина С.В. Основные принципы решения задач в условиях информационной неопределенности // Научные труды Вольного экономического общества России. 2010. Т. 144. С. 9-18.

[6] Прокопчина С.В., Щербаков Г.А. Математические методы в экономике: история и перспективы // Научные труды Вольного экономического общества России. 2010. Т. 144. С. 13-31.

[7] Розмаинский И. Методологические основы теории Кейнса и его "спор о методе" с Тинбергеном (рус.) // Вопросы экономики. 2007. № 4. С. 23-42.

[8] Zadeh L, Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing // Communications of the ACM. 1994. Vol. 37. № 3. P. 24-89.