УДК 681.416

**Оценка экологической безопасности жизнедеятельности и создание моделей.**

Павлова Светлана Михайловна,

Смольный институт Российской академии образования

Россия, Санкт-Петербург, Полюстровский пр.58

spavlova222@mail.ru

+79213138488

Аннотация: В статье рассмотрен современный процесс экологической безопасности и охраны окружающей среды знаний с одной стороны, сложность и многообразие связей объектов экологии с другой стороны обусловливают все более широкое проникновение математических методов в биологию, медицину и, в частности, экологию. В основе процесса лежит создание математических моделей, т. е. математическое моделирование изучаемых явлений. В применении к реальным объектам — в данном случае к экологическим — математические модели, помимо удобного средства описания известных фактов, позволяют по-новому взглянуть на проблему, способствуют более глубокому проникновению в ее сущность, т. е. выступают как инструмент научного познания.

Ключевые слова: экологический мониторинг, биосфера, ноосфера, математические модели; регуляризирующий байесовский подход; измерительные лингвистические шкалы; информационные характеристики измерительных ситуаций.

MODELING BIOLOGICAL RESOURCES RIOR DISTRIBUTIONS FOR CONSTRUCTING BAYESIAN LINGUISTIC SCALES OF INTELLECTUAL MEASUREMENTS

Pavlova Svetlana Michailovna

Smolny institute of the Russian Academy of Education  
Russia, St. Petersburg, Polyustrovsky Ave 58,

spavlova222@mail.ru

Adstract:The modern process of mathematization of knowledge on the one hand, the complexity and diversity of ecological relationships of objects on the other hand are responsible for the increasing penetration of mathematical methods in biology, medicine and, in particular, the environment. The basis of the process is the creation of mathematical models, i.e. mathematical modeling of studied phenomena. As applied to real objects - in this case to the environmental ones – some mathematical models, in addition to convenient means of describing the known facts permit a new view the problem, promote deeper penetration into its nature, t. e. act as an instrument of scientific knowledge.

Keywords:environmental monitoring; biosphere, noosphere, regularizing Bayesian approach; Measuring linguistic scale; information characteristics of measurement situations.

Введение. Современный процесс экологической безопасности общества и охраны окружающей среды, математизации знаний с одной стороны, сложность и многообразие связей объектов экологии с другой стороны обусловливают все более широкое проникновение математических методов в биологию, медицину и, в частности, экологию. В основе процесса лежит создание математических моделей, т. е. математическое моделирование изучаемых явлений. В применении к реальным объектам — в данном случае к экологическим — математические модели, помимо удобного средства описания известных фактов, позволяют по-новому взглянуть на проблему, способствуют более глубокому проникновению в ее сущность, т. е. выступают как инструмент научного познания.

Сегодня сложилась качественно иная ситуация: накопленных знаний в целом столько, что их невозможно освоить не только отдельному человеку, но и научному сообществу. Вместе с тем информационные технологии в экологии делают каждый фрагмент знания общедоступным. Изменения задачи, стоящей перед институтом повлечет за собой новые и качественные изменения информационных технологий и методов ориентации в информационном пространстве. Сведения об антропогенном факторе влияния на вид, учитываемые ЭС «АССИСТЕНТ-БИОЛОГ», можно разделить на две большие группы. Это - антропогенная нагрузка на среду обитания и антропогенная нагрузка на популяцию. Антропогенная нагрузка на среду обитания включает сведения об антропогенном разрушении среды обитания вида — вырубке лесов, распашке земель, химическом, радиационном и ином загрязнении этой среды, интродукции чуждых данной местности видов (биологическое загрязнение) и о последствиях этого загрязнения (сужение кормовой базы, исчезновение водных источников, изменения в отношениях конкуренции). Антропогенная нагрузка на популяцию — это, в основном, охота, так как ЭС «АССИСТЕНТ-БИОЛОГ» предназначена для мониторинга популяций, прежде всего, промысловых животных. Может включаться в этот раздел и информация о гибели животных от дорожно-транспортных происшествий, от применения ядохимикатов в сельском и лесном хозяйстве и т. п. Конечно, если антропогенное влияние не только негативно, а включает в себя также и охрану, лимитирование промысла, зимнюю подкормку, те или иные приемы восстановления среды обитания (лесонасаждение, например) — эти сведения также должны входить в характеристику антропогенного фактора.

Поэтому, классификация типов взаимодействия между видами сообщества основывается не на конкретных механизмах воздействия особи одного вида на особь другого вида — в этом случае классификация получилась бы необозримой, а на том влиянии, которое оказывает прирост численности одного вида на численность другого вида. При этом определяется уровень наших знаний об изучаемой системе и выявляются те пробелы в них, для заполнения которых необходимы новые наблюдения и эксперименты.

Любая модель есть не что иное, как некоторое абстрактное и упрощенное отражение моделируемого объекта. Модели различаются по степени их реалистичности, точности и общности. Реалистичность — это то, насколько модель соответствует представлениям о моделируемом объекте или процессе. Точность — это способность модели качественно воспроизводить те данные, на которых она построена, и предсказывать будущие изменения; и, наконец, общность модели — это диапазон различных ситуаций, к которым она приложима.

При решении задач моделирования первый вопрос, который возникает — это вопрос о математическом аппарате, адекватном характеру моделируемого объекта, решаемой задаче, условиям экспериментирования и т. д.

Модели могут быть двух классов: детерминированные, индетерминированные. В первом случае модели могут описываться в виде явно заданной функции рядом в виде алгебраических, дифференциальных, интегральных уравнений во временной или частотной (операторной) форме, с постоянными или переменными, сосредоточенными и/или распределенными параметрами.

Во втором случае ответ на вопрос значительно усложняется вследствие неоднозначности и неопределенности, размытости границ области применения используемых при этом классов моделей (вероятные, экспериментальные, нечетких множеств, интегрального анализа и др.). При этом учитывается сложность выбора моделей внутри соответствующего класса индетерминированных моделей (величины, векторы, функции) и отсутствие взаимной однозначности между решаемой задачей и пригодными для ее решения характеристиками (параметрический и непараметрический случай) выбранной модели.

Зачастую приходится работать в разных шкалах:

* количественной,
* порядка,
* лингвистической.

Для получения окончательного результата измерения приходится пользоваться различными типами шкал. Например, регуляризирующее байесовское правило (РБП) дает нам количественное выражение искомого решения, а сопряженная с ним лингвистическая шкала предлагает ответ, используемый для принятия в дальнейшем решения в форме высказывания: «норма», «выше нормы», «ниже нормы» и т. д.

На начальной стадии необходимо создать библиотеки моделей, в которые будут входить типовые модели различных видов плотностей вероятности.

При построении первичной системы моделей используют:

* законы сохранения, задающие в дальнейшем неизменную часть структуры;
* самые общие представления о структуре потоков вещества, энергии и информации в системе;
* некоторые представления о воздействии факторов среды на такие общие характеристики, как плодовитость, скорость роста и т. д.

Затем производится идентификация модели (определяются качественные и количественные характеристики свойств модели), поскольку первичная система моделей содержит определенное число зависимостей, которые должны быть определены из имеющейся информации.

В результате идентификации становится ясным, какой информации не хватает и какая является избыточной.

После этого выполняется процедура верификации модели, которая включает в себя проверку правильности модели на той информации, которая не использовалась при построении и идентификации.

Исходя из приведенного выше, следует, что для оптимизации моделирования необходимо всю информацию разбить на три класса:

1. информацию, необходимую для построения первичной модели;
2. информацию, необходимую для идентификации;
3. информацию, необходимую для верификации.

После этого первичная модель уточняется, корректируется, возвращается на этап идентификации и т. д.

Эта последовательная процедура итеративного характера позволяет из большого числа возможных моделей отобрать необходимые.

В связи с тем, что модели динамики сообществ в экологии описываются, как правило, дифференциальными уравнениями, большое значение при постановке задач и их решении в случайной интерпретации приобрели стохастические уравнения, например:

, (1)

где — вектор, компоненты которого представляют собой численность (или биомассы) различных взаимодействующих видов сообщества;  — вектор параметров, характеризующих свойства отдельных видов, их взаимодействие и внешние условия.

Такие модели являются более реальными и близкими, что связано со случайным характером как внешних условий, так и биологических свойств, присущих отдельным видам и их взаимодействию в рамках сообщества. При этом случайный процесс характеризуется условной плотностью вероятности, которая, с учетом плотности распределения в начальной точке, полностью описывает поведение процесса.

Процесс моделирования может быть значительно облегчен, если более полно использовать имеющуюся или целенаправленно полученную априорную и апостериорную информацию, позволяющую уменьшить неопределенность в постановке задачи и ее решении, которая, в свою очередь, может быть представлена в виде объективных (результаты измерений, имитации, аналитические результаты, подтвержденные закономерности и т. д.) или субъективных (мнения экспертов, разные теории, требующие проверки, и т. д.) данных и знаний, может учитывать разные источники неопределенностей (о структуре, порядке модели, ее состава, допустимой области значений параметрического множества, о наиболее значимых независимых переменных и т. д.) и выражаться в разных шкалах.

Информация может быть обязательной (результаты первичных измерений некоторых параметров физического объекта, сведения о зависимости или независимости выборочных отсчетов, выполнимости условий, при которых применим алгоритм измерения характеристик, вид параметрической модели или параметрической характеристики и т. д.).

Учет разнородных априорных и апостериорных данных целесообразнее всего вести по следующим трем направлениям:

1. использование одного вида информации как базового с привлечением других видов как вспомогательных (использование экспертной, интервальной и нечеткой информации при выборе структуры детерминированной или вероятной модели, ее значимых независимых переменных, общих закономерностях функционирования объекта и т. д.);
2. решение задач с использованием экспертной, статистической и прочей информации об объектах аналогичной природы, прецедентах, данных имитационных экспериментов и т. д.;
3. методы, связанные с применением дополнительной информации для определения точностных показателей, достоверности моделирования, селекции моделей и т. д., когда дополнительная информация является обязательным компонентом некоторых технологических операций моделирования объектов.

Для экологов большой интерес представляет выяснение вопроса, какие структуры сообществ обладают устойчивостью независимо от количественного выражения интенсивностей внутри- и межвидовых взаимодействий. Это, в свою очередь, породило новый класс объектов со специфическими свойствами. Изучение данного класса привело к формулировке ограничений на типы взаимодействия видов в качественно устойчивом сообществе [4,7].

Для характеристики поведения системы одной лишь устойчивости недостаточно, поэтому наряду с устойчивостью предлагается рассматривать еще и такое свойство, как упругость — способность системы сохранять свои внутренние взаимосвязи при возмущении ее состояния.

Для нескольких областей устойчивости это означает, что система допускает лишь такие переходы из одной области в другую, которые не приводят к исчезновению популяции из сообщества. Формальное определение упругости (в экологическом смысле) порождает и специальное направление исследования динамических систем.

Переход к информационным моделям требует методов исследования, связанных, в основном, с применением компьютерной техники. Здесь возникают методические пробелы, такие, как проблема недостатка информации или проблема оценки точности прогноза в условиях весьма малой точности измерений параметров системы. Последнее приводит нас к необходимости ревизии некоторых классических моделей с точки зрения использования их как элементарных звеньев больших систем [4,7].

Приведенные в статье результаты исследований могут составлять определенную ценность для практической деятельности охотничьих хозяйств.

Для того чтобы использовать разнородную информацию в измерительном процессе, необходимо согласование методов обработки лингвистической информации с общеизвестными методами статистической обработки данных. С этой целью необходимо произвести согласование шкал измерения качества с измерительными шкалами, применяемыми в теории и практике измерения.

Одним из основных подходов представления и формализации измерительной качественной информации является построение лингвистических шкал. Под лингвистической шкалой подразумевается шкала качества, содержащая вместо числовых отсчетов словесные характеристики [7].

Лингвистическая шкала может быть представлена множеством   
, ; где T₁ — предельно ниже нормы; Т₂ — критически ниже нормы; Т₃ — значительно ниже нормы; Т₄ — ниже нормы; Т₅ — норма; Т₆ — выше нормы; Т₇ — значительно выше нормы; Т₈ — критически выше нормы; Т₉ — предельно выше нормы [10], под нормой при определении экологических показателей следует понимать средние многолетние значения соответственных временных характеристик.

Для измерительных ситуаций, характеризуемых значительной априорной неопределенностью и недостоверностью поступающей информации, могут быть использованы методы БИИ, в соответствии с которыми решения получаются в виде:

, (2)

где  — результат БИИ в форме значения параметра, аналитического выражения функции, вывода или рекомендации, являющейся элементом множества решений HK, представляющего собой носитель соответствующей шкалы БИИ;  — вероятность появления результата при данных условиях БИИ , поступившей в ходе БИИ экспериментальной информации , реализованном алгоритме из множества алгоритмов ;  — байесовское решающее правило, оптимизирующее выбор решений из множества.

В результате БИИ при , на лингвистической шкале могут быть получены решения в виде нечетких множеств:

. (3)

Байесовская апостериорная вероятность результата определяется по формуле Байеса, принимающей на множестве вида:

(4)

где l — функция правдоподобия.

Рассчитанное по (2) значение апостериорной вероятности решения определяет его достоверность на компакте решений при условиях измерений, определяемых множествами, . Из уравнения (4) следует, что результат БИИ представляется списком альтернатив (возможных с вероятностью решений БИИ), т. е. в нечеткой форме, определяемой апостериорным законом распределения вероятностей возможных решений на множестве .

Априорная плотность вероятности для элементов терм-множества на базовой шкале формируется аналогично априорной вероятности решений БИИ, определяемой для количественной информации в виде композиции трех основных потоков лингвистической информации: статической архивной информации , сведений и мнений экспертов и фундаментальных знаний, приведенных в форме лингвистических переменных [6].

Для получения аналитической модели ПВ распределений гидрологических характеристик, экологического состояния вод Лужской губы и Финского залива использовались средства экспертной системы «АССИСТЕНТ». Были получены априорные распределения с их метрологическим обоснованием в виде комплексов метрологических характеристик [1,4], включающих показатели: точности ( — приведенная погрешность модели ПВ); надежности (V), характеризуемой уравнениями ошибок первого и второго рода и байесовской достоверности (Р).

По приведенным уравнениям возможно получить две модели, описывающие распределение соленой воды.

В качестве примера рассматривались сезонные временные ряды изучения поведения промысловых рыб в зависимости от солености воды акватории. Числовые характеристики обоих моделей распределений оказались различными. Так для модели ПВ pH (весна) были получены следующие характеристики: М=7,293; D=2,095; A=0,910; E=4,220; L=1,349; K=3,75; C=4,514; {MX}={=0,2; V=0,66; P=0,449} c вероятностью принятой гипотезы 0,449. На основе вышеизложенного была принята модель Гамма-распределения:

(5)

Анализировалась модель ПВ (лето), для которой были получены следующие характеристики: М=0,880; D=0,860; A=0,600; E=3,300; L=0,709; {MX}={=0,2; V=0,66; P=0,86} c вероятностью принятой гипотезы 0,860, модель получается в виде распределения Релея:

(6)

В тексте приняты следующие обозначения: М — математическое ожидание; D — дисперсия; А — асимметрия; Е — эксцесс; L — параметр масштаба; С — параметр сдвига; К — параметр формы. Данные для моделирования были взяты из ежегодников качества морских вод восточной части Финского залива.

Таким образом, построение аналитических моделей типа описанных в данной статье и накопление их в базе знаний дадут возможность по мере возрастания доли апостериорной информации определить, что является для рассматриваемой характеристики «нормой», а что — отклонением от нее; построить соответствующую лингвистическую шкалу и на ее основе привлечь к рассмотрению словесную, качественную информацию. А это, в свою очередь, позволит повысить качество измерений, что приведет к повышению качества принимаемых решений, в том числе и таких ответственных, как природоохраняемых или природопользовательских.

Одним из наиболее важных вопросов создания байесовских алгоритмов в условиях априорной неопределенности является вопрос определения априорного распределения ОИ. Для методов и алгоритмов БИИ этот вопрос приобретает особую актуальность в связи с многообразием форм и способов представления априорной информации об ОИ. Основной задачей при этом является выработка методологии объединения разнородных информационных потоков априорной информации в целях синтеза обобщенного априорного распределения результатов БИИ на множестве решений .

В настоящее время, указывалось рядом авторов, существует как минимум три основных класса методов формирования априорного распределения, которые основаны на принципах:

* сопряженности априорного распределения;
* отсутствия априорного распределения;
* использования информационного критерия.

Несмотря на отсутствие ограничений в выборе априорного распределения, естественно стремление выбрать его не противоречащим имеющимся сведениям об основной случайной величине, выборка мгновенных значений которой используется для построения функции правдоподобия в (6). Этот принцип лежит в основе первого класса методов. В работах [4,7] приводятся теорема и пример, подтверждающие возможность выбора сопряженного априорного распределения при известном распределении случайной величины и функции правдоподобия выборки ее значений. В работах [4,7] приведен ряд сопряженных априорных распределений для различных типов основных . Однако, в условиях существенной априорной неопределенности, характерной для измерительных ситуаций БИИ, определение сопряженного распределения по оценкам распределения случайной величины или функции правдоподобия может привести к неконтролируемым ошибкам. Поэтому этот выбор оказывается в значительной степени случайным и малопригодным для синтеза априорных распределений БИИ.

Второму классу методов синтеза априорного распределения посвящены работы Джефриса [4,7], Зельнера [4,7] и других. Эти методы разработаны для ситуаций «незнаний» или «весьма скудного знания», по выражению авторов, об исследуемом объекте. Для таких ситуаций в [6] предложено правило, по которому «если параметр существует в интервале от -∞ до +∞, то его априорная вероятность должна считаться равномерно распределенной. Если же можно обосновать, что параметр принимает значения в интервале от -∞ до +∞, то следует считать равномерно распределенной вероятность его логарифма». В результате применения теоремы Байеса после оценивания, как показано в (4), из «неинформативного» априорного распределения получается «информативное» апостериорное распределение. Очевидно, в ситуациях, когда действительно ничего неизвестно относительно свойств ОИ, применение такого подхода целесообразно (хотя бы с той точки зрения, что оно не ухудшает результат, давая возможность применить байесовское правило и в процессе измерений этот результат улучшить). Однако, и такая ситуация «полного незнания» встречается на практике достаточно редко. Как правило, существуют знания об ОИ, представленные в виде разнообразных данных и сведений, правда, не всегда статистического характера. Это могут быть лингвистические представления, теоретические закономерности и фундаментальные знания, факты и т. д.. Было бы неэффективно не использовать их в процессе синтеза шкал БИИ. Подобная информация неколичественного характера можно поступать и в процессе БИИ, поэтому целесообразно выбрать подход, который бы использовал ее при синтезе априорного распределения на каждом этапе процесса измерений. [1,4,7]

Третий путь синтеза априорного распределения, предлагаемый в [4,7,9], состоит в выборе типа априорного распределения с помощью информационных критериев. Задача выбора сводится к нахождению распределения, обладающего наименьшей информацией среди рассмотренных типов или наименее благоприятствующего распределения из условия минимума фишеровской информации. Как отмечается в [4,7], байесовская оценка при таких типах менее чувствительна к виду априорного распределения. При этом информация, содержащаяся в априорном распределении, будет не больше информации, содержащейся в выборочных данных, и выбирается то распределение, которое дает наибольший выигрыш в этой разнице. Существует разнообразные модификации информационного подхода к выбору априорного распределения. Однако в этом подходе нельзя не заметить субъективности выбора ряда проверяемых гипотез о виде априорного распределения, а также возможных неконтролируемых ошибок при сопоставлении информационных свойств априорного распределения и выборочного распределения свойств ОИ.

Таким образом, сформулированная выше задача объединения априорной информации разнообразных форм представления с целью достоверного, надежного и наиболее полного отражения ее в априорном распределении контролируемого свойства ОИ в рассмотренных методах не решена. В связи с этим актуальна задача разработки методологии синтеза априорного распределения на основе указанного принципа обобщения априорной информации.

Рассмотрим виды априорной информации, существующие в измерительной практике.

Традиционной формой представления измерительной информации являются наборы статистических данных об измеряемом свойстве ОИ. Кроме них обычно известны аналитические зависимости, отражающие теоретические знания или фундаментальные законы функционирования объектов реального мира в виде совокупностей , которые могут быть представлены также в виде ограничений в выражении (6.1). Далее может быть формализован в виде эмпирических зависимостей или коэффициентов опыта специалистов, что представлено совокупностью таких знаний . В целом вся совокупность априорной информации указанных типов может быть объединена в поток количественной априорной информации или информации, из которой можно достаточно просто получить количественную, в совокупности:

. (7)

Поток информации (7) можно разделить на два потока: с достоверностью, меньшей единицы (составляющие и в (7.1) и абсолютно достоверные в рамках данного компакта знания . Тогда составляющие и могут быть представлены своими распределениями вероятностей: первые — частотными вероятностями, а вторые как частотными, так и субъективными (фидуциальными). Обобщенный многомерный закон априорного распределения количественных данных может быть представлен в виде композиции:

, (8)

где  — условия измерений априорных данных,  — функция плотности вероятности статистических архивных данных или данных имитационного моделирования, с комплексом метрологических характеристик ,  — функция плотности вероятности субъективного распределения количественных оценок экспертов с :

. (9)

Теоретические сведения и ограничение , обладающие достоверностью, равной единице, накладываются на полученный закон распределения, делая его условным и функционально зависящим от них в виде:

. (10)

Эта функция может быть преобразована в закон распределения вероятности путем нормировки: (11)

(11)

(12)

Таким образом, выражение определяет многомерный априорный закон распределения измеряемого свойства ОИ для количественной и формализованной форм представления априорной информации.

Вторым важным элементом классического байесовского подхода, в котором может быть учтена априорная информация, является матрица штрафов, которая устанавливает цену принятых верных и неправильных решений. Особенно эффективно ее использования в задачах управления.

Различные виды функции штрафов приводится в работах по теории и применению байесовского подхода, где указываются рациональные варианты их применения для различных типов прикладных задач.

Так, наиболее распространенными являются простая и квадратичная функция штрафов.

При первой из них штраф за правильные решения не назначается, а остальные штрафы равны между собой.

Формально функция штрафов может быть записана в виде: (11.1)

,

где  — монотонно возрастающая функция.

Квадратичная функция штрафа получается из (11) подстановкой . При байесовской оценкой является медиана апостериорного распределения.

Обычно функции потерь, если нет на иное достаточных оснований, берутся симметричными, зависящими от расстояния между оценкой и истинным значением оцениваемого свойства.

Функция при БИИ должна отражать на априорном этапе информацию, которая не была учтена при формировании априорного распределения параметра, например, при искусственном предании различных весов элементам множества решений БИИ или при измерительном контроле, когда важно выделить то или иное решение (например, о состоянии ОИ). Для этого варианта целесообразно применения пошаговых функций вида:

(13)

Таким образом, выбор функции штрафов должен быть обусловлен, в первую очередь, спецификой измерительной задачи БИИ и внешними по отношению к ОИ факторами (технико-экономическими условиями, например), при котором эта функция может оказывать дополнительное управляющее воздействие на механизм принятия решений БИИ.

Для динамических шкал БИИ, как основных, так и сопряженных все компоненты байесовского подхода должны являться функциями времени и реформироваться в течение всего процесса измерений.

1.1 Интерпретация основных понятий теории информации в ИИ.

Для определения характеристик степени априорной неопределенности измерительных ситуаций, количества информации, получаемой в процессе измерений, а также для сравнения информационной мощности методических и технических средств ИИС может быть использован аппарат теории информации.

Методы статистической теории информации позволяют изучать протекающие в информационных системах случайные процессы и их закономерности, что обеспечивает понимание принципов функционирования и взаимодействия отдельных подсистем (блоков, узлов). Эти методы характеризуются общностью в отношении их применения к самым различным ИС и составляют основу научного и творческого подхода к их проектированию. Например, они применяются при проектировании сложных автоматизированных систем, разработке человеко-машинных (арготических) комплексов, исследовании биологических (биотехнических) и общественных систем. В каждом конкретном случае методы теории информации дают возможность получить численные оценки, характеризующие состояние и поведение ИИС.

Информация может быть определена как совокупность всех возможных сообщений, являющихся объектом передачи, преобразования, хранения, переработки и т. п. Понятие об информации связано с представлением о разнообразии факторов, полностью характеризующих объект исследования.

Назовем объекты, соответствующие ОИ и ВФ, источниками информации. Энтропия является мерой неопределенности случайного состояния некоторой системы. Количество информации характеризует меру уменьшения или снятия неопределенности состояния этой системы. Энтропия , выражающая среднюю неопределенность состояния системы, является априорной характеристикой и может быть вычислена до эксперимента, если известна статистика состояний. Количество же информации определяется апостериорно, т. е. в результате эксперимента. Численное совпадение и возможно лишь в том случае, если эксперимент полностью снимает апостериорную неопределенность.

Энтропию можно рассматривать и как некоторую простейшую числовую характеристику случайной величины и ее закона распределения, что важно для определения степени неопределенности информации об ОИ и ВФ.

1.2 Информационные характеристики измерительных ситуаций.

Как отмечалось выше, появление нового типа задач ИИ обусловлено необходимостью измерений свойств более сложных объектов в более сложных измерительных ситуациях, когда априорной и получаемой измерительной информации недостаточно для однозначного определения результата измерений, и цель измерений не может быть достигнута без привлечения дополнительных знаний и технологий их получения. При этом, модель объекта видоизменяется в процессе измерительного эксперимента, достигая уровня, при котором возможно решение измерительной задачи в целом.

Таким образом, можно выделить три типа измерительных ситуаций:

1. тип A — априорной информации об объекте и условиях измерения, включающих знания о среде функционирования (СФ) и среде измерения (СИ) и их взаимосвязях с объектом известны с точностью до измеряемого свойства объекта; эта ситуация с незначительной априорной неопределенностью;
2. тип B — имеется априорная неопределенность относительно объекта измерения (ОИ), СФ или СИ, которая может быть снята в процессе измерения в итерационном процессе; в (12) этот тип определен как ситуация с ограниченной априорной неопределенностью;
3. тип C — имеющаяся априорная неопределенность о свойствах ОИ, СФ, СИ или их взаимовлиянии существенна для достижения цели и не может быть полностью снята при известных технологиях и средствах измерений, определим ее как ситуацию со значительной априорной неопределенностью.

В зависимости от цели измерительной задачи эти ситуации могут иметь место для всех объектов измерения (при измерении параметров, функций, векторов и семейств функций, полей или при принятии решений относительно свойств ОИ).

Поэтому измерительные ситуации типа C требуют для эффективности измерительного эксперимента регуляризирующих измерительных методов. К числу задач с такого типа измерительной ситуацией можно отнести задачи восстановления зависимостей или значения параметра объекта по неполной измерительной информации, в частности, о функции преобразования входного сигнала в результат измерения Y. Например, в задаче определения значения измеряемой величины X по неполным или неточным данным измерительное преобразование отражает эту неопределенность в виде «шума», коррелированного с величиной X, модель которого неизвестна.

Уместно заметить также, сто, в частности, измерительная ситуация типа C, при которой имеется неопределенность относительно модели ОИ, соответствует несогласованным измерениям, определенным в [3,6].

Для количественного описания неопределенности измерительной ситуации можно воспользоваться аппаратом теории информации. При этом, согласно [4,7], среднее количество информации J, получаемое в результате измерения в измерительной ситуации типа A можно записать в виде:

(14)

где H ({a}) — энтропия значений параметров {a}, получаемых при простых однократных измерениях, H (Y) — энтропия условий измерений, которая в таких измерительных ситуациях равна нулю.

Априорная неопределенность снимается полностью. Притом могут быть произведены элементарные или комплексные измерения.

Для измерительной ситуации типа B, как указывают ранее, характерно наличие нескольких этапов измерений, т. е. реализация измерений в виде процесса, на каждом этапе которого снимается часть априорной неопределенности , где I — число этапов измерительного процесса. Тогда среднее количество информации, получаемое в результате эксперимента, может быть определено в виде:

(15)

где  — представляет собой информацию вида (14), получаемую на l-ом этапе измерительного эксперимента.

Отметим также, что априорная неопределенность и в этом варианте после всего цикла измерений снимается полностью, т. е. после измерений получается однозначно определенный результат.

Ситуации типа C соответствует измерительный процесс, со средним количеством информации J и значительной априорной неопределенностью (H(Y) ≠ 0), что можно представить в виде: (15)

(16)

Как показывает выражение (14), получаемое количество информации в этой ситуации меньше, чем априорная неопределенность. Таким образом, априорная неопределенность остается неясной и после измерений. В связи с этим получение однозначно определенного результата невозможно. Интеллектуализация измерений, основываясь на привлечении дополнительной информации об условиях измерений и введении новых ограничений, сужающих область несогласованности измерений, помогает снять полностью или частично оставшуюся после измерений неопределенность. Таким образом, удается обеспечить решение измерительных задач в целом.

Резюмируя вышесказанное, можно сделать вывод, что при измерительной ситуации типа A целесообразно применение простых неадаптивных методов измерений. Ситуация типа B требует использования адаптивных (или с коррекцией результата) методов измерений. Наличие измерительной ситуации типа C определяет измерительную задачу как задачу ИИ.

1.3. Принципы организации баз знаний.

Концепция интеллектуальных измерений предполагает наличие в составе интеллектуальных измерительных систем без знаний моделей объектов измерений, измерительных сигналов, влияющих факторов и другой дополнительной информации, необходимой для создания эффективных измерительных технологий.

Наибольшую сложность с описательной и познавательной точек зрения представляют динамические объекты измерений, которые в общем случае являются нелинейными и нестационарными. Наименее изученными являются нелинейные динамические объекты (НДО) классификации, методам описания и вопросам идентификации которых посвящен, в основном, материал данного раздела.

Интеллектуальные измерительные технологии предполагают не только измерение определенных характеристик физических объектов, но и выбор модели, наиболее адекватно описывающей его внутренние свойства.

1.4 Байесовский подход в ИИ.

Измерительные задачи определения состояний и свойств сложных объектов состоят в непрерывном изучении свойств и характеристик этих объектов путем обобщения прошлого опыта работы с ним и вновь поступающей информации с позиций измерительного подхода, принципиальную основу которого составляет метрологическое обоснование получаемых решений. Новые знания, получаемые в ходе такого измерительного процесса, объединяются с архивами прошлых и служат априорной информацией для будущих экспериментов. Причем, чем объемнее и разнообразнее поступающая информация, обобщаемая далее на основе принципов теории измерений и метрологии, тем полнее и достовернее получаемые результаты.

Именно эта идейная основа заложена в принципах классического байесовского подхода, определенная в работах ученых-байесианцев Джеффриса [4,7], Де Гроота [5,7], Гуда [6,7], Савчука [6,7] и других как индуктивная (обобщающая) логика.

В выводах индуктивной логики байесовского подхода возможно получение решений с определенной степенью сомнения, выражаемой количественной мерой апостериорной байесовской вероятности (достоверности) решения . Эта величина вычисляется по известной формуле Байеса в виде:

(17)

где  — апостериорная байесовская достоверность решения при условии вновь поступившей информации  — априорная вероятность решения  — функция правдоподобия выборки, отражающая вероятность появления информации при условии истинности решения .

Байесовскому подходу, его идеологии, философии и конкретным приложениям посвящено немало научных изысканий и работ. В настоящее время к этим направлениям привлечено значительное число ученых в России[1,3,4] и за рубежом [4,5]. Сформировались отдельные ветви этих направлений, реализующие разработки модификаций классического байесовского подхода. Но основные принципы его остаются незыблемыми и могут быть определены в виде следующих положений [3,6]:

* свойства объектов изучения, их характеристики и параметры считаются неопределенными или случайными, им соответствуют априорные и апостериорные распределения;
* результаты наблюдений эксперимента и априорная информация, выраженная в виде априорных распределений, объединяются на основании основной теоремы Байеса [4,7] для получения апостериорного распределения, определяемого свойствами объекта изучения в соответствии с формулой (15);
* вывод или решение принимается на основе правила, минимизирующего риск принятия полученного решения или максимизирующего полезность и безопасность решения.

Эти принципы, развитые позднее в работах ученых-байесианцев, позволили на основании первого из них прийти к понятию субъективной (фидуциальной [6,7]) вероятности, что создало научную основу для привлечения неформализованного опыта специалистов к принятию решений по объективным данным экспериментов. Эта возможность, в свою очередь, обусловила возможность эффективной работы с выборками малого объема, так как, по выражению Эванса [6,7], «знания могут компенсировать отсутствие данных».

В классическом байесовском подходе выделяют четыре составные части, основанные на аксиоматике теории вероятностей [4,7]:

1. Вероятностное пространство мгновенных значений CB или СЭСП (X, XI, Px), где X — множество всех возможных значений CB иди СЭСП;  — σ-алгебра случайных событий, заключающихся в появлении набора данных из совокупности ; Px — вероятностная мера, определенная на (X, XI).
2. Вероятностное пространство (H, EH, PH), для оцениваемого параметра h, который считается случайным с априорным распределением, определяемым PH на (H, EH), где EH — σ-алгебра для H.
3. Множество возможных решений D, такое, что любой элемент из D,  — измеримая функция на X.
4. Функция штрафа (платежная функция) , определенная на , отражающая выигрыши и проигрыши при правильном и ошибочном решении относительно оцениваемого параметра.

Важным шагом в развитии байесовской идеологии явились работы по созданию иерархического байесовского подхода [6,7], в которых для определяемых параметров и их распределений устанавливаются иерархические уровни вероятностных связей. При ИИ свойств сложных объектов иерархические уровни соответствуют и ВФ. Согласно [6] в иерархическом байесовском подходе формула (15) может быть переписана в следующем виде:

(18)

Таким образом возможно построение сколь угодно сложных иерархических структур байесовских правил. Это обусловливает возможность реализации байесовского подхода для прямых, косвенных, совокупных и совместных ИИ.

Как видно из уравнения (16), в байесовском подходе использованы вероятностные представления свойств изучаемых объектов, что делает его особенно привлекательным для работы с неполными и неточными экспериментальными данными в ИИ.

Уже приведенные свойства байесовского подхода могли бы послужить рекомендацией для выбора его в качестве критериальной основы принятия решений ИИ. Однако перечисленные возможности далеко не исчерпывают всех достоинств байесовского подхода, актуальных для решения задач ИИ. К ним, несомненно, можно отнести следующие важные свойства подхода [2,4]:

* подход обладает свойством внутреннего единства методологии, что делает его универсальным для применений в параметрических, функциональных и системных ИИ и позволяет строить соответствующие модели ИИ иерархической структуры на основе единой методологии, обеспечивающей формализованную связь всех видов ИИ, системность и комплексность их результатов;
* подход максимизирует объективность и полноту решений, так как дает возможность учета всей совокупности данных и знаний при получении результата ИИ;
* принципы подхода обеспечивают последовательное накопление и коррекцию знаний об объекте изучения, что позволяет реализовать основную функцию ИИ (познания объекта) и создает основу для развития модельных представлений ОИ и ВФ, ИТИ ИИ, а также самообучения средств ИИ;
* при использовании подхода в процессе длительного изучения объекта, характерного для задач ИИ, имеется принципиальная возможность получения все более точных результатов, так как по мере накопления знаний байесовские решения концентрируются вокруг истинного решения (заметим, что данное положение вполне согласуется с принципом теории измерений о возможности постоянного увеличения точности измерений [4,7,8];
* на основе байесовского подхода имеется возможность перспективного и ретроспективного изучения свойств объекта на основе индуктивной логии, что особенно важно для получения объективных и достоверных прогнозов и восстановления истории развития объекта;
* в связи с предыдущими свойствами подход может быть эффективным для реализации его средствами новых измерительных технологий на основе средств получения и обобщения знаний, в частности, в виде экспертных систем и интеллектуальных измерительных комплексов.

Интерпретация этих свойств для задач измерений, в частности ИИ, позволяет сделать вывод, что принципиальная основа байесовского подхода полностью согласуется с основными принципами современной теории измерений и метрологии [1,4]и дает возможность рекомендовать байесовский подход в качестве критериальной основы при организации ИИ.

В настоящее время чрезвычайно важными и актуальными становятся проблемы информационных технологий связанные с экологической безопасностью. Концепция экологической безопасности, сформулированная Н.Ф. Реймерсом, связывает допустимые темпы преобразования окружающей среды со способностью человека адаптироваться к новым экологическим факторам. В мире в целом необходимо в первую очередь стимулировать работы по своевременной компенсации пагубного влияния негативных тенденций информатизации на здоровье человека и формирующиеся черты молодого поколения. Кроме того, научное направление развития информационного общества поможет определить приоритеты в инвестиционной политике, в модернизации образования и других сферах[1].

Поэтому, сохранение и нормальное функционирование нашей планеты первую очередь определяется иерархией сложнейших информационных связей. В значительной степени идет попытка осмысления реалий информатизации общества и нового научного направления – информационной экологии. Развитие информационного общества. Усложнение его инфраструктуры требует тщательного и продуманного управления ресурсами, овладения новыми средствами и методами обработки информации. Наиболее значимыми областями являются геоинформационные системы, системы подготовки и обработки анализа данных, моделирование природных и техногенных процессов.

Геоинформационные системы активно используются для решения научных и практических задач: включая экологический мониторинг, обеспечение безопасности человека и т.д. Поэтому взрыв интереса к геоинформационным системам, стремительность их внедрения, различная сфера применения, стратегическое значение геоинформатики дают ей право претендовать на место одной из наиболее перспективных информационных технологий. В настоящее время исследуются проблемы, связанные с сущностью экологической безопасности, анализируется метод моделирования, и создания моделей как один из информационных методов обеспечения управления охраной окружающей среды экологический мониторинг. Дается оценка экологической безопасности жизнедеятельности информационных технологий как одного из основных средств обработки экологической информации и формирования единого экологического информационного пространства. Неотъемлемым атрибутом современного технологического производства является требование контроля за влиянием на окружающую среду, социальной и экологической ответственностью предприятий[2].

Разработка концепций ноосферной экологии, связана с экологической безопасностью населения, особенно актуальна в условиях кардинальной перестройки общества с информационной экологической безопасностью. Сейчас задача состоит прежде всего в том, чтобы выработать новую комплексную интегрированную систему охраны биосферы и уже на ее основе осуществлять более разумный дифференцированный подход к вопросом решения информационных технологий и экологической безопасности жизнедеятельности. Фундаментальные процессы обеспечивающие природное равновесие связаны с определенными потоками вещества и энергии через все уровни биосферы. Конечно, ноосферная идея и биосфера имеют характеристику, направленную на консолидацию и усложнение. Поэтому экологическая безопасность жизнедеятельности и создание моделей, для построения информационного общества необходимы кардинальные изменения в культуре, чтобы посредством информационного образования изменить сознание и мировоззрение людей. Победа разума – это единственный выход для человечества.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Израэль Ю.А. Экология и контроль состояния природной среды.- Л.: Гидрометеоиздат, 1979.- 378 с.
2. Мэгарран Э. Экологическое разнообразие и его измерение. – М.: Мир, 1992.- 368 с.
3. Лебедев А.Н. Модели сложных объектов. – Пенза: ППИ, 1977. – 71 с.
4. Д.Д. Недосекин, Е.А. Чернявский и др. Информационные технологии интеллектуализации измерительных процессов.- СПб.; Энергоатомиздат. Санкт- Петербургское отделение, 1995.- 178 с .: ил. ISBN 5-283-04706-76
5. .Павлова С.М. Становление и развитие моделей популяционного роста/ С.-Петербург.электротех.ун-т.- СПб.,1996.- Деп. В ВИНИТИ 28.05.96, №1721-В96.

6.Павлова С.М. Влияние точности измерения на степень адекватности экологических моделей // Методы и средства измерения физ. Величин: Тез.докл.регион.науч.-техн.конф., Н.Новгород, 19 июня 1996 г. – Н.Новгород, 1996 г. – С.38.

7.Павлова С.М. Байесовская идентификация параметров природных объектов с привлечением лингвистической информации / С.-Петербург.электротех.-ун-т.- СПб, 1996.-6 с .- Деп. в ВИНИТИ 28.05.96, №1720-В-96.

8.Павлова С.М.Информационная и экологическая безопасность природной среды.-401с.Информационная безопасность регионов России (ИБРР-2017). Юбилейная X Санкт-Петербургская межрегиональная конференция. Санкт-Петербург, 1-3 ноября 2017 г.: Материалы конференции \ СПОИСУ.- СПб., 2017. – 580 с. ISBN 978-5-906931-64-1

9. Павлова С.М. Экологический контроль и развитие моделей популяционного роста. Информационная безопасность регионов России (ИБРР-2017). Юбилейная X Санкт-Петербургская межрегиональная конференция. Санкт-Петербург, 1-3 ноября 2017 г.: Материалы конференции \ СПОИСУ.- СПб., 2017. – 580 с. ISBN 978-5-906931-64-1