

7. Edelmann W., Schleiss K., Ecologie, energetic and economic comparison of digestion, composting and incineration of biogenic wastes, BIOGAS FORUM, Geneva, Switzerland, 1999., <http://www.biogas.ch/arbi/ecobalan.htm>, p.13
8. Bremšs M. un citi. Bīstamo atkritumu apsaimniekošana Latvijā. - LR Vides aizsardzības un reģionālās attīstības ministrija, 2000., lpp 28.
9. Goiževskis O. Šķirotu atkritumu sadedzināšana // Poligons, Nr.2, 2000, lpp 4–5.
10. Karklins A., Dr. A.Skele, Dr. Dz. Zarina. Anaerobic digestion of dairy sewage in Latvia, AgEnergy'99, Energy and Agriculture towards the Third Millennium, Proceedings. Volume 1, Athens–Greece, 2–5 June, 1999., p.259.
11. Goiževskis O. Iekārta piesārņotu gāzu slapjai attīrīšanai un siltuma utilizācijai. Patents LV 5018, 1992.
12. Goiževskis O. Katla iekārta ar gāzģeneratora tipa priekškurtuvi un paņēmiens visu veidu cietā kurināmā sadedzināšanai tajā. Patents LV 11497, 1996.

АНАЛИЗ ОСНОВНЫХ ИСТОЧНИКОВ ОШИБОК В ЭКОЛОГИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ TIPISKO KĻŪDU AVOTU ANALĪZE EKOLÓGISKĀ MODELĒŠANĀ

Олег Ужга–Ребров
Резекненская Высшая школа
Резекне, Латвия

***Abstract.** The ecological systems are very difficult and multiform. There are many errors in the modelling such systems. Sensitivity analysis of errors for model's outputs is integral part of modelling. In this paper short review of error creating in ecological modelling is given.*

1. Введение

Общепринятым подходом к изучению сложных систем внешнего мира является их моделирование. В самом общем виде все многообразие моделей может быть разделено на три больших класса: геометрические модели, аналоговые модели и символьные модели. Символьные модели включают в себя математические, графические или другие отображения элементов моделируемых систем и их взаимосвязей. Изменяя входные параметры модели и распространяя эти изменения по модели, можно определить соответствующие реакции (отклики) выходов модели. Построение моделей связано с целым рядом сложных проблем. Одна из основных проблем – это проблема адекватности отображения моделью реальных состояний внешнего мира. Адекватность модели зависит от объёма знаний исследователей об объекте моделирования. Если речь идёт о моделировании сложных экологических систем или возможных негативных воздействий техногенной деятельности человечества на окружающую среду, следует признать, что наши знания в этих областях в значительной степени неполны. Отсюда следует гомоморфность экологических моделей.

Неполнота или отсутствие информации о параметрах модели вынуждает широко использовать субъективные заключения экспертов. Такого рода заключения именно из-за их субъективного характера являются источником существенных и трудно поддающихся оценке ошибок в моделировании.

Не принимая во внимание, какие цели преследуются при построении и использовании модели, всегда возникает проблема оценивания достоверности

полученных результатов. Такое оценивание может быть основано на анализе ошибок модели и её параметров. Целью настоящей работы является краткий обзор и анализ основных источников ошибок в экологическом моделировании. Раздел 2 даёт общий обзор источников ошибок в моделировании. Раздел 3 даёт представление о типах чисел, использующихся для спецификаций моделей и их возможных ошибках. В разделе 4 анализируются потенциальные источники ошибок, связанные с некорректным выбором схем усреднения и агрегирования оценок параметров.

2. Общий обзор источников ошибок в экологическом моделировании

Как уже упоминалось, экологические модели чрезвычайно сложны, кроме того, они одновременно являются сильными упрощениями и абстракциями реального мира. Ошибки и пристрастности проникают в модели на разных шагах процесса моделирования: конструирование модели, оценивание параметров модели, вывод и интерпретация полученных результатов. [Loehle C., 1987]. Ошибки, связанные с оцениванием параметров моделей, рассматриваются в следующем разделе. Здесь же даётся краткий обзор общих ошибок на двух других этапах.

Ошибки в конструировании модели вызываются различными причинами. Основными из них являются ошибки ограниченного определения и представления. Разнородность внутри экологических систем – это одна из наибольших проблем, с которой сталкиваются при моделировании. Отсюда возникают ошибки, являющиеся результатом абстракций и упрощений, вводимых, чтобы приспособиться к этой пространственной и временной разнородности. Чтобы моделировать любую экосистему, всегда начинают с определения пространственных и категориальных границ. Проблема усложняется тем обстоятельством, что функциональные и пространственные границы моделируемой системы совпадают не всегда. Для определения категориальных границ отбрасывают некоторые элементы в системе и некоторые факты окружения. Не всегда бывает понятно, какое влияние окажут такие упрощения на результаты моделирования.

Другим источником ошибок на этапе конструирования модели может быть неправильный выбор схем усреднения и агрегирования экспертных оценок параметров модели. Подробнее эта проблема рассматривается в Разделе 4.

Ошибки вывода и интерпретации результатов вызываются следующими причинами. В общем случае модели строятся и исследуются для достижения одной из следующих альтернативных целей:

1. Прогнозирование (предсказание) интересующих результатов в будущем.

Примерами моделей такого рода являются прогнозирование будущего урожая или расчёты доз пестицидов.

2. Приложение выводов модели к реальной системе.

Во втором случае априори предполагается, что реальная система должна подчиняться выводам модели. Но поскольку выводы модели основаны на многих упрощающих обстоятельствах и ограничениях, поведение реальной системы может в значительной степени отличаться от поведения, предписываемого моделью.

3. Основные типы параметров модели и их возможные ошибки

При разработке любых, в том числе экологических моделей необходимо чётко представлять себе, в форме каких чисел заданы параметры модели. Грамотное обращение с числами разных типов позволяет корректно оценить

возможные ошибки. Классификация числовых значений параметров моделей в настоящей работе основана на [Morgan R.G. and Henrion M., 1990].

1.Эмпирические параметры модели. Эти числа отражают реальные параметры моделируемой системы и могут иметь самый разный физический смысл. В качестве эмпирических параметров экологической модели могут служить концентрация и скорость распространения вредного вещества в окружающей среде. Неопределённость задания таких чисел может быть выражена вероятностными распределениями или в форме некоторых параметрических зависимостей.

2.Константы. Атомные веса элементов или число Авогадро представляет собой примеры физических констант.

Константы определены по определению. Ошибки здесь могут произойти из-за нарушения исходных условий. Например, степень взаимодействия химического вещества с водой может в сильной степени зависеть от наличия в воде других растворённых веществ. Неправильное задание начальных условий может привести к значительным ошибкам в моделировании.

3.Параметры области модели. Моделируемая система задаётся во времени и пространстве. При моделировании поведения определённой популяции животных должны быть заданы ареал её распространения и временной горизонт моделирования. Существуют значительные трудности в задании чисел этого типа.

4.Индексные переменные. В общем случае индексные переменные используются, чтобы идентифицировать размещение в пространственной или временной области модели. В отличие от более общего понятия параметров области модели индексные переменные используются, например, для указания частного года в многолетней модели или определённого участка в моделируемом ареале.

5.Переменные состояния представляют собой вектор значений параметров, описывающих состояние модели в определённой точке пространства и / или времени.

Основными причинами ошибок в определении и назначении параметров модели являются следующие [Morgan M.G. and Henrion M., 1990]:

- случайные ошибки и статистические отклонения ;
- субъективные суждения,
- лингвистические неточности;
- изменчивость;
- внутреннее присущая неопределённость,
- разногласия,
- аппроксимация.

Наиболее изученный и наиболее понятный тип ошибок – это случайные ошибки при прямых измерениях параметров.

Что же касается субъективных суждений, – этот тип ошибок наиболее распространён и наиболее труден для учёта. Эксперты по разным причинам могут быть пристрастными в своих суждениях. Глубокий теоретический и практический анализ пристрастностей в субъективных оценках можно найти в [Morgan M.G. and Henrion M., 1990, Главы 6,7].

Лингвистические неточности связаны с различным пониманием значений чисел, заданных в форме высказываний типа “Река широкая”, “Ветер умеренный”. Мощными средствами квантификации и обращения с такого рода неопределёнными числами являются теория нечётких множеств и нечёткая логика.

Для некоторых чисел характерна динамическая изменчивость в пространстве и / или времени, что является дополнительным источником ошибок при их назначении и использовании в моделях.

Внутренне присущая неопределённость чисел определённого класса является несокращаемой в принципе. Наглядный пример этому – принцип неопределённости В.Гейзенберга в квантовой механике.

Если оценивание эмпирических чисел выполняет группа экспертов, их мнения, как правило, отличаются. Отсюда возникают две проблемы:

(1) усреднение отдельных оценок; (2) оценка степени достоверности результирующих оценок. Разрешению этих проблем посвящены многочисленные теоретические и практические исследования.

Аппроксимация чисел и функций очень широко распространена в моделировании. Выделение тренда на интервале ретроспекции прогнозируемой величины или дискретизация непрерывного вероятностного распределения представляют собой ярко выраженные примеры аппроксимации. Естественно, что любая аппроксимация связана с потерей информации и ошибками.

Исследование ошибок в назначении эмпирических параметров моделей является важной составной частью любого процесса моделирования. Никакое моделирование не может считаться законченным без анализа потенциальных ошибок и анализа чувствительности результатов к этим ошибкам.

4. Ошибки, возникающие при агрегировании оценок

Широко распространённой стратегией оценивания является декомпозиция оцениваемого числа на различные факторы, назначение значений каждого фактора и затем агрегирование этих значений, чтобы получить общую оценку. Например, при моделировании процесса эксплуатации атомной электростанции с целью оценки вероятности потенциальной аварии эксперты не в состоянии дать непосредственную оценку требуемой вероятности. Декомпозируя процесс работы электростанции на простые составляющие и анализируя поведение соответствующих технических подсистем, эксперты могут дать достаточно достоверные оценки вероятностей аварии в этих подсистемах. Агрегируя полученные оценки, можно получить общую оценку вероятности интересующего нас события.

Некорректное агрегирование множественных оценок может стать источником значительных ошибок в моделировании. С проблемами агрегирования оценок связаны обширные исследования. Отдельные результаты можно найти в [Cale W.G. and Odell R.L., 1980; Loehle C., 1987; Mosleh A., 1992]. Дальнейшее рассмотрение проблемы основано на результатах [Mosleh A., 1992]. Суть проблемы в следующем. Агрегирование оценок может производиться в рамках адитивной или мультипликативной модели. В свою очередь, если оценки чисел на декомпозированном уровне задаются группой экспертов, необходимо усреднить эти оценки. В качестве усреднённых значений можно использовать адитивные или геометрические средние. Значения агрегированных оценок в сильной степени зависят от порядка выполнения операций усреднения и агрегирования.

Предположим, что три эмпирических числа, α , β и γ , оцениваются двумя экспертами. Тогда α_1 - оценка числа α первым экспертом, α_2 - оценка числа α вторым экспертом. Индексы при β и γ имеют тот же самый смысл. Предположим, что вначале выполняется адитивное усреднение экспертных оценок. Тогда

$(\alpha_1 + \alpha_2)/2$ – усреднённая оценка числа α ;

$(\beta_1 + \beta_2)/2$ – усреднённая оценка числа $\bar{\beta}$;

$(\gamma_1 + \gamma_2)/2$ – усреднённая оценка числа γ .

Если агрегирование оценок производится на основе мультипликативной модели, то результатом будет:

$$A = (\alpha_1 + \alpha_2)/2 * (\beta_1 + \beta_2)/2 * (\gamma_1 + \gamma_2)/2.$$

С другой стороны, можно вначале агрегировать оценки отдельных экспертов, а затем усреднить их. Результатом будет:

$$A^1 = (\alpha_1 * \beta_1 * \gamma_1 + \alpha_2 * \beta_2 * \gamma_2)/2.$$

Значения A и A^1 будут различными

Далее, пусть мы имеем адитивную модель агрегирования и усреднение оценок экспертов производится на основе геометрического среднего. Если вначале производится усреднение, а затем агрегирование, то результирующей оценкой будет:

$$B = (\alpha_1 * \alpha_2)^{0.5} + (\beta_1 * \beta_2)^{0.5} + (\gamma_1 * \gamma_2)^{0.5}.$$

Если же вначале производится агрегирование, а затем усреднение, то результирующей оценкой будет:

$$B^1 = (\alpha_1 + \beta_1 + \gamma_1)^{0.5} + (\alpha_2 + \beta_2 + \gamma_2)^{0.5}.$$

Очевидно, что значения B и B^1 будут различными.

В работе [Mosleh A., 1992] эти различия в агрегированных оценках приводятся как эмпирический факт без теоретического объяснения. Теоретическое объяснение наблюдаемого феномена тривиально. Операция геометрического усреднения или агрегирования определена в евклидовом пространстве, а операция адитивного усреднения или агрегирования определена в пространстве Хэмминга. Совместное применение вычислительных операций, определённых в разных пространствах, неизбежно приводит к некорректным результатам.

Теперь предположим, что в адитивной модели агрегирования используется адитивное усреднение оценок экспертов. Тогда мы имеем следующие результаты при разных порядках усреднения и агрегирования:

- (1) вначале выполняется усреднение, затем агрегирование:

$$A = (\alpha_1 + \alpha_2)/2 + (\beta_1 + \beta_2)/2 + (\gamma_1 + \gamma_2)/2;$$

- (2) вначале выполняется агрегирование, затем усреднение:

$$A^1 = [(\alpha_1 + \alpha_2) + (\beta_1 + \beta_2) + (\gamma_1 + \gamma_2)]/2.$$

Очевидно, что теперь значения A и A^1 совпадают.

Аналогично, для агрегирования оценок на основе мультипликативной модели, когда усреднение производится на основе геометрического среднего:

(1) вначале выполняется усреднение, затем агрегирование:

$$B = (\alpha_1 * \alpha_2)^{0,5} * (\beta_1 * \beta_2)^{0,5} * (\gamma_1 * \gamma_2)^{0,5}$$

(2) вначале выполняется агрегирование, затем усреднение:

$$B^1 = [(\alpha_1 * \alpha_2) * (\beta_1 * \beta_2) * (\gamma_1 * \gamma_2)]^{0,5}$$

Значения B и B^1 теперь совпадают.

Отсюда можно сделать важный практический вывод. Метод усреднения экспертных оценок должен совпадать с методом агрегирования.

Аналогичные проблемы возникают и в байесовском переназначении агрегированных вероятностных оценок. Рассмотрим следующий упрощённый пример. Причинами аварии комплекса химического оборудования являются повреждения двух его элементов, X_1 и X_2 . Если частоты повреждений этих элементов, оценённые на основе статистических данных, равны v_1 и v_2 , соответственно, то очевидно, что частота аварий всего комплекса равна

$$v = v_1 + v_2.$$

Предположим, что v_i имеет априорное γ -распределение с параметрами α_i и β_i

$$F(v_i/\alpha_i, \beta_i) = [(v_i/\beta_i)^{\alpha_i-1} e^{-\alpha_i/\beta_i}]/\Gamma(\alpha_i), \quad i = 1, 2.$$

Это распределение приближённо может интерпретироваться как вероятность наступления α_i аварий за время $1/\beta_i$. Априорное среднее значение для v_i равно $\alpha_i * \beta_i$, поэтому априорное ожидаемое значение для общей частоты (вероятности) аварии v равно

$$E(v) = E(v_1 + v_2) = \alpha_1 * \beta_1 + \alpha_2 * \beta_2.$$

Пусть за время t после подсчёта априорного значения $E(v)$ дополнительно произошло k повреждений элемента X_1 . Тогда, применяя функцию правдоподобия Пуассона, апостериорная ожидаемая вероятность аварии комплекса будет равна

$$E^1(v_1 + v_2) = (\alpha_1 + k) * \beta_1 / (1 + \beta_1 t) + \alpha_2 * \beta_2 / (1 + \beta_2 t).$$

Если же произошло k аварий элемента X_2 , то

$$E^{11}(v_1 + v_2) = (\alpha_1 * \beta_1) / (1 + \beta_1 t) + (\alpha_2 + k) * \beta_2 / (1 + \beta_2 t).$$

Выражение для E^1 равно выражению для E^{11} только в случае $\beta_1 = \beta_2$, что может случиться крайне редко. Такое ограничивающее влияние исходных данных на общий результат недопустимо. Поэтому единственной рекомендацией в такой ситуации может быть не байесовское переназначение апостериорных вероятностей, а повторный расчёт v_1 , v_2 и $E(v_1 + v_2)$ на основе **всей** (предыдущей и последующей) накопленной информации.

В отличие от рассмотренного адитивного агрегирования частот событий возможны ситуации, когда подходящим может быть только мультипликативное агрегирование. Рассмотрим следующий пример. В оценках вероятностей

неопределённых событий большую роль играют **события-индикаторы**. Обозначим через А событие, заключающееся в том, что произошло землетрясение. Пусть В – некоторое физическое событие, которое (хотя и не всегда) предшествует землетрясению. Естественный интерес вызывает определение вероятности землетрясения А при условии, что произошло событие В.

Пусть на основе анализа статистических данных оценена частота ν появления события-индикатора В и условная частота ρ землетрясения А при условии, что произошло событие В. Тогда совместная частота интересующих нас событий может быть представлена в мультипликативной форме:

$$\Psi = \nu * \rho.$$

Пусть ν имеет априорное γ -распределение с параметрами α и β (смысл этих параметров объяснён в предыдущем примере). Ожидаемое априорное значение частоты (вероятность) ν равна

$$E(\nu) = \alpha * \beta.$$

Пусть априорное распределение для ρ является β -распределением с параметрами γ и δ и с ожидаемым значением $E(\rho) = \gamma / (\gamma + \delta)$, где γ -количество случаев В, δ -количество случаев А. Априорное ожидаемое значение Ψ равно:

$$E(\Psi) = E(\nu) * E(\rho) = \alpha * \beta * \gamma / (\gamma + \delta).$$

Если за последующее время наблюдения t реализовалось k событий-индикаторов В, то апостериорное ожидаемое значение Ψ равно

$$E^1(\Psi) = (\alpha + k) * \beta / (1 + \beta t) / (\gamma + \delta + k).$$

Анализ последнего выражения даёт интересные и важные результаты. Для широкого интервала возможных априорных распределений Ψ даже единственное событие-индикатор, действительно предшествовавшее землетрясению, даст существенное увеличение апостериорного значения $E^1(\Psi)$. С другой стороны, даже значительное число реализаций события-индикатора без последующих землетрясений даст ничтожное изменение $E_1(\Psi)$.

Из этого анализа может быть выведена следующая практическая рекомендация. При известном априорном значении $E(\Psi)$ для его дальнейшего уточнения значение имеют только события, которым реально предшествовали события-индикаторы.

4. Заключение

Моделирование экологических систем и возможных негативных влияний техногенной деятельности человечества на окружающую среду представляет собой очень сложную задачу. Дополнительные проблемы связаны с возможными ошибками моделирования. Источники ошибок в моделировании многообразны и имеют разную природу.

Анализ модели может считаться законченным, если проведён тщательный анализ ошибок и анализ чувствительности результатов к этим ошибкам.

Литература

1. Cale W.D. and Odell R.L. (1980). Behavior of Aggregate State Variables in Ecosystem Models. *Mathematical Biosciences*, 49, pp. 121–137.
2. Loehle Craig (1987). Errors of Construction, Evaluation and Inference: A Classification of Sources of Error in Ecological Models. *Ecological Modelling*, 36, pp. 297–314.
3. Mosleh Ali (1985). Model Uncertainty and Its Implications in Probabilistic Risk Analysis. *Transaction of the 8th International Conference on Structural Mechanics in Reactor Technology (Brussels)*.
4. Mosleh Ali and Bier Vicki (1992). On Decomposition and Aggregation Error in Estimation: Some Basic Principles and Examples. *Risk Analysis*, Vol. 12, No. 2, pp. 203–214.
5. Morgan M. Grander and Henrion Max (1990). *A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*. Cambridge University Press, 382 p.

PELDŪDENŪ MIKROBIOLOĢISKĀS KVALITĀTES PĒTĪJUMI BALTIJAS JŪRAS UN RĪGAS LĪČA PIEKRASĒ MICROBIOLOGICAL STUDY OF BALTIC SEA AND GULF OF RIGA COAST BATHING WATERS

Astrīda Zandmane, biol.zin.dokt., mikrobioloģe,
Latvijas Vides aģentūra,
Ošu iela 5, Jūrmala, LV-2015, Latvija, tālr. 7-54916,
e-pasts: astrida.zandmane@vdc.lv, Fax: +371 77 64162

Abstract. *This report focuses on the studies of the bathing water microbiological quality in Latvian coastal zone of the Baltic sea and the Gulf of Riga in May–October, 1998–1999. The microbiological studies has been done in the different coastal zones of Kurzeme and Vidzeme, downstreams of small rivers and biggest rivers Venta and Gauja, discharges of wastewater treatment plants and the public bathing waters in Ventspils and Saulkrasti municipality area to assess their quality according to the EU Blue Flag and Latvian National Standard criteria. The microbiological examinations were carried out in accordance with the International Standard Methods. A complex of indicatororganisms – total and thermotolerant coliforms (E.coli), streptococci, and heterotrophic plate count (37^o, 21^oC) has been tested. Water quality in the Kurzeme has been found much better on the beaches of the Baltic sea than the most urbanised beaches of Gulf of Riga. The quality of the Ventspils public bathing waters has been evaluated as very good (80–100% of data). Whereas as a result of anthropogenic load only 61–82% of data conforms the obligatory requirements of the bathing water quality in Saulkrasti coastal zone. In the study the microbiological pollution, sources and levels of their dynamics and hydrological factors are interpreted. The colour maps of the bathing waters quality are presented.*

Ievads

Tūrisma un rekreācijas industrijas attīstība ir viena no vides aizsardzības un reģionālās aizsardzības politikas prioritātēm Latvijā [1]. Kopš 1998.gada Latvija ir uzņemta ES “Zilā Karoga” neformālajā kustībā kā asociēta dalībvalsts. Šīs kustības mērķis ir veidot harmonizētu vides un veselības aizsardzības institūciju sadarbību ar jūras piekrastes pašvaldību aktivitātēm tūrisma un jahtu ostu starptautiskā biznesa uzsākšanai. Saskaņā ar “Zilā Karoga” noteikumiem, jūras pludmalēs jānodrošina starptautisko