# ЛЕКЦИЯ 5. СТОХАСТИЧЕСКИЕ, НЕЧЕТКИЕ И ХАОТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ

# 5.1 Детерминированные и стохастические модели

Модели систем, о которых мы говорили до сих пор, были детерминированными (определенными), т.е. задание входного воздействия определяло выход системы однозначно. Однако на практике так бывает редко: описанию реальных систем обычно присуща неопределенность. Например, для статической модели неопределенность можно учесть, записывал вместо (4.1) соотношение

$$y(t) = F(u(t)) + \varphi(t),$$
 (5.1)

где  $\varphi(t)$  - погрешность, приведенная к выходу системы. Причины неопределенности разнообразны:

- погрешности и помехи измерений входов и выходов системы (естественные погрешности);
- неточность самой модели системы, учитываемая путем искусственного введения в модель погрешности;
  - неполнота информации о параметрах системы и т.д.

Среди различных способов уточнения и формализации неопределенности наибольшее распространение получил стохастический (вероятностный) подход, при котором неопределенные величины считаются случайными. Развитый понятийный и вычислительный аппараты теории вероятностей и математической статистики позволяют дать конкретные рекомендации по выбору структуры системы и оценке ее параметров. Классификация стохастических моделей систем и методов их исследования представлена в таблице 5.1.

Таблица 5.1 – Стохастические модели систем

	Статические				
	Дискретные по $U$ , $Y$	Hепрерывные по $U$ , $Y$			
Математический	Схема независимых	Регрессионные модели			
аппарат описания	испытаний				
Методы оценки	Статистические оценки	Регрессионный анализ			
параметров и	вероятности, дисперсионный				
анализа	анализ				
Методы синтеза	Стохастическое	Планирование эксперимента,			
	программирование	стохастическое программирование			
Области применения	Задачи выбора из конечного	Обработка результатов измерений			
	числа вариантов (испытания,	и испытаний			
	управление)				
		е, дискретные по Т			
	Дискретные по $U$ , $Y$	Hепрерывные по $U$ , $Y$			
Математический	Марковские цепи,	Стохастические разностные			
аппарат описания	стохастические автоматы	уравнения			
Методы оценки	Стохастическое	Статистическое оценивание			
параметров и	моделирование, оценка состояний и параметров, а				
анализа	переходных вероятностей	стохастической устойчивости			
Методы синтеза	Динамическое программир				
	программирование				
Области применения	Компьютеры	Импульсные и цифровые САУ			
	Динамические, непрерывные по Т				
	Дискретные по $U$ , $Y$	Hепрерывные по $U$ , $Y$			
Математический	Системы массового	Стохастические			
аппарат описания	обслуживания,	дифференциальные уравнения			
	полумарковские процессы				
Методы оценки	Теория массового	Теория устойчивости			
параметров и	обслуживания, имитационное				
анализа	моделирование				
Методы синтеза	Перебор, методы	Оптимальное и адаптивное			
	оптимального управления	управление			
Области применения	Системы обслуживания	САУ, механические, тепловые,			
	(вычислительные, электронные и другие процессы				
	производственные)				

Выводы и рекомендации основаны на эффекте усреднения: случайные отклонения результатов измерения некоторой величины от ее ожидаемого значения при суммировании взаимно уничтожаются и среднее арифметическое большого числа измерений оказывается близким к ожидаемому значению. Математические формулировки этого эффекта даются законом больших чисел и центральной предельной теоремой. Закон больших чисел гласит, что если  $\xi_1, \dots \xi_N$  — случайные величины с

математическим ожиданием (среднее значение)  $M\xi_i=a$  и дисперсией  $M(\xi_1-a)^2=\sigma^2$ , то

$$\frac{1}{N}(\xi_1 + \dots + \xi_N) - a \approx 0, \tag{5.2}$$

при достаточно больших N. Это говорит о принципиальной возможности сколь угодно точной оценки  $M\xi_i$  по измерениям.

Центральная предельная теорема, уточняя (5.2), утверждает, что

$$\frac{1}{N}(\xi_1 + \dots + \xi_N) - a \approx \frac{\sigma}{\sqrt{N}}\xi,\tag{5.3}$$

где  $\xi$ — стандартная ( $M\xi = 0$ ,  $M\xi^2 = 1$ ) нормально распределенная случайная величина.

Функция распределения нормальной случайной величины  $\xi$  хорошо известна и детально затабулирована. Имеются в книгах по статистике и таблицы функций распределения других часто встречающихся случайных величин, например стьюдентовой. Однако нет необходимости добывать статистические таблицы, если под рукой есть компьютер с установленной системой MATLAB. В составе тулбокса STATISTICS есть модули, вычисляющие функции распределения и другие характеристики более двадцати распространенных типов случайных величин. Проиллюстрируем применение MATLAB на простой статистической задаче.

Формулировкам (5.2), (5.3) можно придать более строгий вид и это легко достижимо с помощью понятий вероятностной сходимости. Однако при попытке проверить условия этих строгих утверждений могут возникнуть трудности. В частности, в законе больших чисел и центральной предельной теореме требуется независимость отдельных измерений (реализаций) случайной величины и конечность ее дисперсии. Если эти условия нарушаются, то могут нарушаться и выводы. Например, если все измерения совпадают:  $\xi_1 = \dots = \xi_N$ , то, хотя все остальные условия выполняются, об усреднении не может быть и речи. Другой пример: закон больших чисел

несправедлив, если случайные величины  $\xi_1, \xi_2, \dots \xi_N$  распределены по закону Коши (с плотностью распределения  $p(x) = 1/\pi(1+x^2)$ ), не обладающему конечным математическим ожиданием и дисперсией. А ведь такой закон встречается в жизни! Например, по Коши распределена интегральная освещенность точек прямолинейного берега равномерно вращающимся прожектором, находящимся в море (на корабле) и включающимся в случайные моменты времени.

Но еще большие трудности вызывает проверка обоснованности самого употребления термина «случайный». Что такое случайная величина, случайное событие и т.д.? Часто говорят, что событие A случайно, если в результате эксперимента оно может наступить (с вероятностью p) или не наступить (с вероятностью 1-p). Все, однако, не так просто. Сама вероятность события может быть связана с результатами экспериментов лишь через частоту наступления события в некотором ряде (серии) экспериментов:  $V_N = N_A/N$ , где  $N_A$  — число экспериментов, в которых событие наступило; N — общее число экспериментов. Если числа  $V_N$  при достаточно большом N приближаются к некоторому постоянному числу  $p_A$ :

$$v_N \approx p_A,$$
 (5.4)

то событие A можно назвать случайным, а число  $P_A$  — его вероятностью. При этом частоты, наблюдавшиеся в различных сериях экспериментов, должны быть близки между собой (это свойство называется статистической устойчивостью, или однородностью). Сказанное относится и к понятию случайной величины, поскольку величина  $\xi$  является случайной, если случайными являются события  $\{a < \xi < b\}$  для любых чисел a, b. Частоты наступления таких событий в длинных сериях экспериментов должны группироваться около некоторых постоянных значений.

Итак, для применимости стохастического подхода должны выполняться следующие требования:

- 1) массовость проводимых экспериментов, т.е. достаточно большое их число;
- 2) повторяемость условий экспериментов, оправдывающая сравнение результатов различных экспериментов;
  - 3) статистическая устойчивость.

Стохастический подход заведомо нельзя применять к единичным экспериментам: бессмысленны выражения типа "Вероятность того, что завтра будет дождь", "с вероятностью 0.8 «Зенит» выиграет кубок" и т.п. Но даже если массовость и повторяемость экспериментов имеются, статистической устойчивости может и не быть, а проверить это - непростое дело. Известные оценки допустимого отклонения частоты от вероятности основаны на центральной предельной теореме или неравенстве Чебышева и требуют дополнительных гипотез о независимости или слабой зависимости измерений.

Опытная же проверка условия независимости еще сложнее, так как требует дополнительных экспериментов.

Как же построить модель системы, если неопределенность в задаче есть, но стохастический подход неприменим? Далее кратко излагается один из альтернативных подходов, основанный на теории нечетких множеств.

- 5.2 Нечеткие модели
- 5.2.1. Нечеткие множества и лингвистические переменные

В 1965 г. американский математик П. Заде опубликовал статью под названием "Fuzzy sets", что можно перевести как «нечеткие множества». В статье было дано новое определение понятия множества, предназначенное для описания и исследования сложных, «плохо определенных» систем. К ним, в частности, относятся гуманистические системы, на поведение которых существенное влияние оказывают знания, суждения и эмоции человека. В таких системах наряду со строгими, объективными, количественными данными и результатами присутствуют неоднозначные, субъективные, качественные данные и результаты, что требует новых подходов.

Поскольку понятие множества лежит в основе всех математических конструкций, статья Л. Заде породила новое научное направление, бурный конференции поток публикаций, специальные И т.д. Произошло «раздвоение» математики: появились нечеткие функции, нечеткие уравнения, нечеткая логика и т.д. Новый математический аппарат описывает свойство соответствующих формализуемым, нечетких систем, трудно плохо структурированным задачам. В последние годы эти методы стали широко применяться в экспертных программных системах. Ниже излагаются основные понятия теории нечетких систем.

Прежде чем говорить о нечетких системах, необходимо ввести понятие нечеткого множества.

Нечетким подмножеством A множества X назовем пару  $(X, \mu_A)$ , где  $\mu_A: X \to [0,1]$  — функция, каждое значение которой  $\mu_A(x) \in [0,1]$  интерпретируется как степень принадлежности точки  $x \in X$  множеству A. Функция  $\mu_A$  называется функцией принадлежности множества A.

Для обычного «четкого» множества B можно положить  $\mu_B = \begin{cases} 1, x \in B \\ 0, x \notin B \end{cases}$ , т.е. классическое понятие множества является частным случаем введенного понятия (рис. 5.1 a). Задавать функцию принадлежности можно таблично или аналитически.

Пример 5.1 Пусть  $X = \{1,2,...\}$  — множество натуральных чисел, а. функция  $\mu_A(x)$  задана таблицей

x	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	•••
$\mu_A(x)$	0	0.1	0.6	0.8	1	1	0.9	0.7	0.2	0	

Определенное таким образом нечеткое множество можно принять в качестве формализации понятия «несколько», изначально ясного лишь на интуитивном уровне.

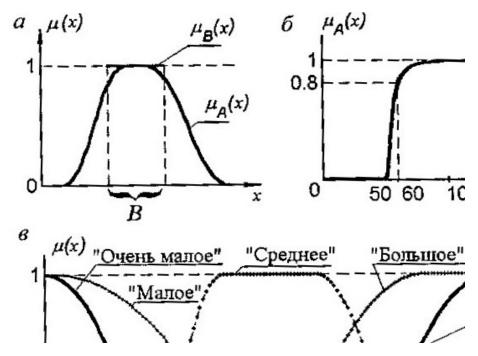


Рисунок 5.1 – Функции принадлежности нечетких переменных

Аналогично можно ввести нечеткие множества соответствующие понятиям: «много», «мало», «около 100» , «почти 20» и т.д.

Пример 5.2 Пусть  $X = [0, \infty]$  — множество положительных чисел, а функция  $\mu_A(x)$  задана формулой

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & 0 \le x \le 50, \\ 1 + \frac{25}{(x - 50)^2}, & x > 50 \end{cases}$$
 (5.5)

график которой изображен на рис.5.1, б. Если переменную x интерпретировать как возраст, то нечеткое множество A соответствует понятию «старый». Аналогично можно формализовать понятия «молодой», «средних лет» и т.д.

Переменные, значениями которых являются нечеткие множества, называются лингвистическими. Это основной тип переменных в естественном языке людей.

Пример 5.3. Переменная «расстояние» принимает обычно числовые значения. Однако в предложениях естественного языка она может фигурировать как лингвистическая со значениями «малое», «большое», «очень малое», «среднее», «около 5 км» и т.д. Каждое значение описывается

нечетким множеством, которое в рамках данной предметной области может иметь конкретную числовую интерпретацию. Например, если речь идет о поездках на такси, то в качестве универсального множества X можно взять отрезок [0, 100] км и задать функции принадлежности значений переменной «расстояние», как показано на рис. 5.1, в.

При первом знакомстве с нечеткими множествами обычно возникает недовольство произволом И субъективизмом функций задании принадлежности: «почему так, а не иначе?». Однако в этом не слабость, а сила подхода! Ведь если само понятие субъективно, то такова и его формализация, выполняемая человеком. А получаемые результаты должны носить качественный характер и достаточно слабо зависеть от конкретного принадлежности. С задания функций другой стороны, необходимость в более объективных выводах, можно получить оценки  $\mu_A(x)$ путем опроса экспертов.

Для нечетких множеств вводятся операции пересечения. объединения, дополнения, концентрации, размывания (табл. 5.2). Первые три являются обобщениями обычных операций; оставшиеся — специфичны для нечетких множеств. Операции позволяют конструировать сложные понятия из простых: «очень много», «не старый и не молодой» и т.п.

Таблица 5.2 Операции над нечеткими множествами

Операция	Лингвистический смысл	Формула для $\mu_C(x)$
Пересечение $C = A \cap B$	И	$\min(\mu_A(x),\mu_B(x))$
Объединение $C = A \cup B$	ИЛИ	$\max(\mu_A(x),\mu_B(x))$
Дополнение $C = \overline{A}$	HE	$1-\mu_A(x)$
Концентрация	ОЧЕНЬ	$ \mu_A(x) ^2$
Размывание	НЕ ОЧЕНЬ	$\sqrt{\mu_A(x)}$

По аналогии с четким случаем определяется отношение включения множеств:  $A \subset B$  , если и только если  $\mu_A(x) \le \mu_B(x)$  для всех  $x \in X$  .

#### 5.2.2 Нечеткие системы

Аналогично классическому случаю понятие нечеткой системы вводится через понятие нечеткого отношения (частными случаями которого являются понятия «нечеткое отображение», «нечеткая функция»).

Определение. Нечеткое отношение R на множествах X, Y задается функцией  $\mu_R: X \times Y \to [0,1]$ , каждое значение которой  $\mu_R(x,y)$  интерпретируется как степень нахождения (совместимости, принадлежности) пары (x,y) в данном отношении.

Таким образом, нечеткое отношение - это нечеткое подмножество множества  $X \times Y$  всех пар (x,y), где  $x \in X, y \in Y$ . Поэтому стандартным способом вводятся пересечение, объединение, дополнение и другие действия над отношениями. Включение отношений  $R \subset S\left(\mu_R(x,y) \le \mu_S(x,y)\right)$  интерпретируется как «из R следует S».

Важную роль в теории нечетких систем играет отношение композиции  $R \circ S$ . Если даны отношение R на множествах X, Y и отношение S на множествах Y, Z, то функция принадлежности отношения  $R \circ S$  на множествах X, Z задается формулой

$$\mu_{R \circ S}(x, z) = \max_{y \in Y} (\min \{ \mu_R(x, y), \mu_S(y, z) \})$$
(5.6)

В полной аналогии с обычными системами (см. лекцию 1) нечеткая система — это нечеткое отношение между множествами U, Y, где U — множество входных функций времени u(t), а Y — множество выходных функций времени y(t). Операция композиции отношений соответствует последовательному соединению систем. Подчеркнем, что для нечетких систем понятие однозначности, детерминированности, теряет смысл: нечеткое отображение и нечеткое отношение неразличимы.

Если множества значений входов и выходов системы конечны, то, как указывалось в лекции 4, ММ системы можно задать таблицами либо набором правил (продукций), например: «ЕСЛИ ( $u = u_i$ ) И ( $x = x_j$ ) ТО ( $y = y_k$ )», или в более компактном виде:

$$(u = u_i, x = x_j) \rightarrow y = y_k \tag{5.7}$$

Форма (5.7) удобна для представления в компьютере и придает описанию системы вид набора причинно-следственных связей. При этом фактическая причинно-следственная связь может отсутствовать (пример: ЕСЛИ «тебе за сорок» И «с утра у тебя ничего не болит» ТО «ты умер»). Аналогично обстоит дело и для нечетких систем, входные и выходные переменные которых могут принимать нечеткие значения, т.е. являются лингвистическими. Примеры нечетких правил:

$$(u = \text{«малое»}) \longrightarrow (y = \text{«большое»}),$$
  $(u(t) = \text{«около 0.5»}, x(t-1) = \text{«большое»}) \longrightarrow (x(t) = \text{«очень большое»}).$ 

Пример 5.4. Рассмотрим систему простейшего прогноза погоды в городе, основанную на том наблюдении, что погода чаще сохраняется, чем меняется: погода завтра будет скорее всего такая же, как сегодня. Для простоты пусть множество входов системы (возможных значений переменной «погода сегодня») состоит из трех элементов: «ясно» (Я), «пасмурно» (П), «дождь» (Д), т.е.  $U = \{ Я, \Pi, Д \}$ . Таким же пусть будет и множество выходов (прогнозы на завтра).  $Y = \{ Я, \Pi, Д \}$ . Если описать ММ простейшего прогноза как четкую, то ее можно представить таблицей:

U	Y			
	Я	П	Д	
Я	1	0	0	
П	0	1	0	
Д	0	0	1	

или, более экономно, набором правил:

$$(u = \mathcal{A}) \rightarrow (y = \mathcal{A}); (u = \Pi) \rightarrow (y = \Pi); (u = \mathcal{A}) \rightarrow (y = \mathcal{A});$$

Однако прогноз погоды — дело ненадежное и субъективное, поэтому более адекватной является нечеткая ММ, в которой отношение между входами и выходами системы  $R_0$  задается таблицей значений функции принадлежности, имеющей, например вид таблицы:

U	Y			
	Я	П	Д	
Я	0.8	0.4	0.3	
П	0.4	0.8	0.4	
Л	0.3	0.4	0.8	

Можно использовать и нечеткие правила (продукции), например:

$$(u = \mathcal{A}) \rightarrow (y = \mathcal{A} | 0.8 \text{ }_{\text{ИЛИ}} \text{ } \Pi | 0.4 \text{ }_{\text{ИЛИ}} \text{ } \Pi | 0.3 \text{ }_{\text{.}}$$

Пусть теперь входная переменная  $\omega_0$  («погода сегодня») приняла некоторое значение. Оно, естественно, должно быть нечетким (ведь нет четкой границы между значениями «ясно» и «пасмурно» да и дождь может идти не по всему городу) и определяться, например, по сообщениям экспертов. Пусть в результате усреднения мнений группы экспертов  $\omega_0$  задается как

X	Я	П	Д
$\mu_{\omega_0}(x)$	0.4	0.5	0.1

Как узнать прогноз на завтра? Вспомним, что множество — частный случаи отношения и представим его как отношение  $W_0$  с фиктивным одноэлементным множеством входов и нечетким множеством выходов. Теперь легко понять, что значение переменной «погода завтра»  $(\omega_1)$  определится с помощью соответствующего отношения  $W_1$  по формуле композиции отношений (5.6).

Таким образом,  $W_1 = R_0 \circ W_0$  и, значит, например,

$$\mu_{\omega_1}(\mathfrak{H}) = \max\{\min\{0.1, 0.3\}, \min\{0.1, 0.3\}, \min\{0.1, 0.3\}\} = \max\{0.1, 0.4, 0.4\}$$

Итоговая таблица прогноза на завтра имеет вид

Y	Я	П	Д
$\mu_{\omega_1}(y)$	0.4	0.5	0.4

Полученный результат можно снова подать на вход системы прогноза и получить новый результат «прогноз на послезавтра»:

$$W_2 = R \circ W_1 = (R \circ R) \circ W_0.$$

Правило вывода, соответствующее композиции нечетких отношений, называется композиционным правилом вывода и составляет основу нечеткой логики. В нечеткой логике значения истинности предложений лежат от нуля до единицы; закон исключенного третьего не выполняется.

Нечеткие отношения, как и обычные, могут обладать специальными свойствами. Для отношения  $R: X \times X \to [0,1]$  рассмотрим свойства:

- рефлексивность R(x,x)=1 для всех  $x \in X$ ;
- симметричность R(x,y) = R(y,x) для всех  $x,y \in X$ ;
- антисимметричность  $\min\{R(x,y),R(y,x)\}=0$  при  $x \neq y$
- транзитивность  $R(x,z) \ge \min\{R(x,y),R(y,z)\}$  для всех  $x,y,z \in X$ .

Отношение называется отношением сходства если оно рефлексивно и симметрично. Рефлексивность и антисимметричность характеризуют отношение доминирования. Если к перечисленным свойствам добавляется свойство транзитивности, то отношение соответственно называют эквивалентностью и порядком.

#### 5.2.3. Нечеткие числа

Рассмотрим свойства и применения нечетких подмножеств числовой оси  $R^1 = (-\infty, +\infty)$  — так называемых нечетких чисел. Над нечеткими числами можно производить арифметические и иные действия, правила выполнения которых вытекают из правил действий с отношениями и из того, что любую бинарную операцию можно рассматривать как тернарное (3-местное) отношение. Например, функция принадлежности нечеткой суммы  $C = A \oplus B$  нечетких чисел A, B имеет вид

$$\mu_C(z) = \sup \min_{x+y=z} \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \}.$$
 (5.8)

Прикладной смысл нечеткого числа — это число, заданное с погрешностью. Для того чтобы работать с такими числами, нужно задавать функции принадлежности и погрешностей, а это невозможно сделать во всех  $x \in \mathbb{R}^1$  в силу бесконечности множества  $\mathbb{R}^1$ . Один из способов преодоления

,этой трудности — использование нечетких L-R-чисел (сокращение от «left — right»).

Чтобы определить нечеткие L-R-числа, на промежутке  $[0,\infty)$  задаются две невозрастающие неотрицательные функции L(x),R(x), обладающие свойствами L(0)=R(0)=1. После этого функцию принадлежности нечеткого числа A определяют в виде

$$\mu_{A} = \begin{cases} L\left(\frac{a-x}{\alpha}\right), & x \leq \alpha, \\ R\left(\frac{x-a}{\beta}\right), & x > \beta, \end{cases}$$
 (5.9)

где a — вещественное число, называемое средним значением (употребляют также термины «центр», «мода») нечеткого числа;  $\alpha > 0, \beta > 0$  — левый и правый коэффициенты нечеткости. Если  $L(x) = R(x), \alpha = \beta$ , то нечеткое число называют симметричным.

Поскольку функции L(x), R(x) задаются заранее и не меняются, для выполнения действий с L-R-числами достаточно помнить лишь тройку  $A = \{a, \alpha, \beta\}$ . Правила арифметики L-R-чисел вытекают из общих правил арифметики нечетких чисел и напоминают правила распространения ошибок в приближенных вычислениях. Если  $A = \{a, \alpha, \beta\}, B = \{b, \chi, \delta\},$  то

$$A \oplus B = \{a + b, \alpha + \chi, \beta + \delta\},\$$
$$A\Theta B = \{a - b, \alpha + \chi, \beta + \delta\},\$$

Если B – четкое число ( $\chi = \delta = 0$ ), то  $A \otimes B = \{ab, \alpha |b|, \beta |b|\}$ .

# 5.2.5. Вероятность или нечеткость?

Продемонстрируем на простом примере разницу между стохастическим и нечетким подходами. Пусть сделано несколько измерений  $x_1,...x_n$  некоторой неизвестной величины a с погрешностью, не превосходящей величины a. Требуется оценить значение a и определить погрешность оценки.

Предположим, что в качестве оценки выбрано среднее арифметическое  $x=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i$ . При стохастическом подходе мы постулируем, что  $x_i$  случайны и независимы,  $Mx_i=a$ , и, поскольку погрешность может быть произвольным числом из  $\left[-\alpha,\alpha\right]$ , считаем, что  $x_i$  равномерно распределены на  $\left[a-\alpha,a+\alpha\right]$ . Отсюда  $Dx_i=\left(2\alpha^2\right)/12=\alpha^2/3$ . В силу независимости  $Dx=\left(1/n\right)Dx_i=\alpha^2/3n$  и по формуле (5.3) из центральной предельной теоремы получим, что

$$|\overline{x} - a| \le 2\alpha / \sqrt{3n} \,, \tag{5.9}$$

с вероятностью 0.95.

Примем теперь нечеткую модель измерений. Естественно представить измерение как нечеткое L-R-число  $X_i=\{a,\alpha,\alpha\}$  со следующей характеристикой: L(x)=R(x)=1 при  $0 \le x \le 1$ , L(x)=R(x)=0 при x>1. Тогда  $\sum X_i=\{na,n\alpha,n\alpha\}$ , откуда  $\overline{X}=\{a,\alpha,\alpha\}$ , т.е. погрешность оценки определится неравенством

$$|\overline{x} - a| \le \alpha. \tag{5.10}$$

Сравнивая (5.9) и (5.10), мы видим, что интервал (5.9) меньше примерно в  $\sqrt{n}$  раз. Это получено за счет эффекта усреднения. Если же нет уверенности в том, что погрешности ведут себя нерегулярно и уничтожаются при усреднении, то доверять (5.9) нельзя и мы возвращаемся к оценке (5.10). Однако за нечетким подходом остаются дополнительные возможности. Например, имея информацию о том, что малые значения погрешностей встречаются чаще, чем большие, мы можем взять соответствующие функции L(x), R(x). Соответственно меняется функция принадлежности  $\overline{X}$  и (5.10) уточняется.

Кроме того, если n мало, например n = 10, то проверить правомерность усреднения практически невозможно. В результате оценка погрешности при

n = 10 по (5.9) получается всего в 2.7 раза меньше, чем по (5.10), причем она верна лишь в 95% случаев и при труднопроверяемых предположениях.

### 5.3 Хаотические модели

## 5.3.1 От колебаний — к хаосу

Сравнительно недавно, в 70-х годах XX века, в науку о математических перевернувшее моделях вошло новое понятие, многие привычные представления, понятие хаоса (точнее, детерминированного хаоса). Хаотические системы предоставили исследователям новый класс моделей свойствам неопределенности, отличающихся своим ПО стохастических, так и от нечетких моделей. Если в детерминированной модели будущую траекторию можно предсказать на сколь угодно большое время вперед, зная текущее состояние системы, а в стохастической модели точный прогноз, вообще говоря, невозможен даже на сколь угодно малое время, то в хаотической модели ошибка прогноза растет экспоненциально и, прогноз следовательно, возможен на ограниченное время вперед, определяемое допустимой ошибкой прогноза. Процессы в хаотических моделях имеют вид нерегулярных колебаний, в которых меняется, «плавает», как частота, так и амплитуда.

Колебательные процессы часто встречаются в природе и технике, поэтому формы их описания непрерывно развиваются и совершенствуются. В течение многих лет, до начала XX в. основным видом математических моделей колебаний в механических, электрических и других системах считались дифференциальные уравнения, например

$$\ddot{y}(t) + \omega^2 y(t) = 0, \ 0 \le t \le \infty$$
 (5.11)

Решениями (5.11) являются гармонические колебания

$$y(t) = A_0 \sin \omega t + A_1 \cos \omega t, \tag{5.12}$$

с круговой частотой  $\omega$  и периодом  $T=2\pi/\omega$ , амплитуда которых  $A=\sqrt{A_0^2+A_1^2}$  зависит от начальных условий:  $A_1=y(0), A_0=\dot{y}(0)/\omega$  (рис. 5.2, а, для  $\omega=1$ ).

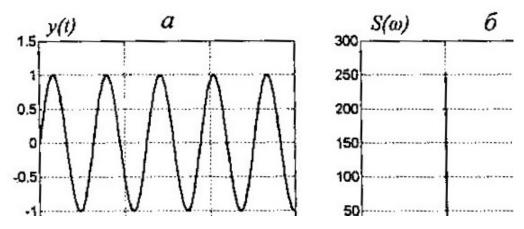


Рисунок 5.2 – Гармонические колебания

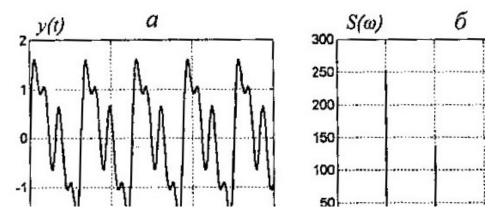


Рисунок 5.3 – Периодические колебания

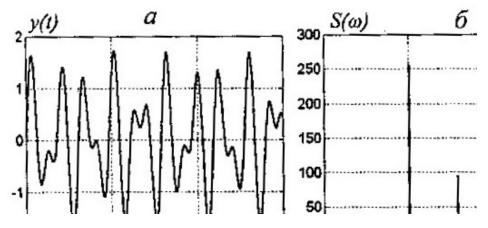


Рисунок 5.4 – Квазипериодические колебания

Очевидно, решение (5.12) непрерывно зависит от начальных условий, т.е. малое изменение величин y(0),  $\dot{y}(0)$  приводит к равномерно малому

изменению решения y(t) на всей временной полуоси  $0 \le t \le \infty$ . Частотный спектр функции (5.12) дискретен и состоит из одной точки  $\omega/2\pi$  (рис. 5.2, б).

Для описания колебаний более сложной формы можно соединять модели вида (5.11) с различными частотами колебаний  $\omega_1, \ldots, \omega_r$ . Например, последовательное соединение двух моделей вида (5.11) описывается соотношениями

$$\ddot{y}_1(t) + \omega_1^2 y_1(t) = 0,$$
  
$$\ddot{y}_2(t) + \omega_2^2 y_2(t) = y_1(t),$$

и имеет частные решения вида  $y_2(t) = A_1 \sin \omega_1 t + A_2 \sin \omega_2 t$ , где коэффициенты  $A_1, A_2$  зависят от начальных условий. Если частоты  $\omega_1, \ldots, \omega_r$  соизмеримы (являются целыми кратными некоторой частоты  $\omega_0$ ), то колебания будут периодическими с периодом  $2\pi/\omega$  (рис. 5.3 для r=3,  $\omega_1=1$ ,  $\omega_2=2$ ,  $\omega_3=4$ ). Если же частоты  $\omega_i$  несоизмеримы, то такие колебания не являются периодическими; они относятся к классу квазипериодических (рис. 5.4, где r=2,  $\omega_1=1$ ,  $\omega_2=5/\pi$ ). В обоих случаях решение непрерывно зависит от начальных условий, а его спектр является дискретным конечным множеством.

Заметим, что «на глаз» различить периодические и квазипериодические колебания может быть затруднительно, поскольку реальные измерения (в том числе измерение частоты колебаний) выполняются с конечной точностью и отличить рациональное отношение частот от иррационального оказывается практически невозможным.

На рубеже XIX-XX веков выяснилось, что линейных моделей колебаний недостаточно для описания новых явлений и процессов в физике и технике. Важнейшим в теории нелинейных колебаний является понятие устойчивого предельного цикла — периодической траектории, к которой сходятся все другие траектории (но крайней мере, траектории с близкими начальными условиями).

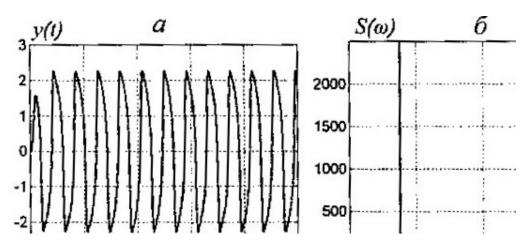


Рисунок 5.5 – Предельный цикл и его спектр

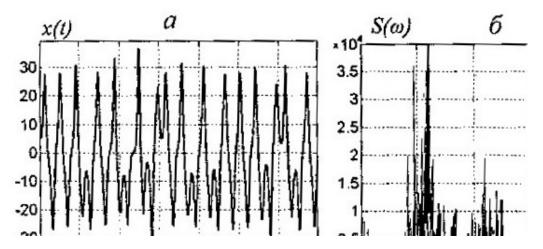


Рисунок 5.6 – Хаотический процесс в системе Лоренца и его спектр

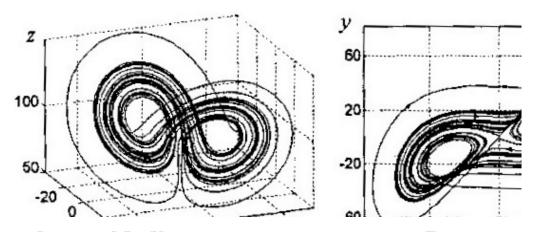


Рисунок 5.7 – Хаотический аттрактор в системе Лоренца

К числу классических примеров нелинейных дифференциальных моделей, обладающих предельным циклом, относятся уравнение Ван дер Поля

$$\ddot{y} + \varepsilon (y^2 - 1)\dot{y} + \omega^2 y = 0,$$
 (5.13)

где  $\varepsilon > 0$ ; уравнение Дуффинга

$$\ddot{y} + p\dot{y} - qy + q_0 y^3 = 0 ag{5.14}$$

где p > 0, q > 0,  $q_0 > 0$ ; система с релейным элементом

$$\ddot{y} + p\dot{y} + qy - \text{sign}(y) = 0$$
 (5.15)

Даже простые нелинейные модели позволяют описывать колебания сложной формы, например релаксационные (близкие к прямоугольным) колебания, учитывать изменение формы колебания в зависимости от начальных условий (системы с несколькими предельными циклами) и т.д. Теоремы о разложении периодической функции в ряд Фурье показывают, что спектр предельного цикла состоит из счетного набора частот, кратных некоторой основной частоте. На рис. 5.5, а приведен график решения системы (5.13) при  $\varepsilon = 2.5$ ,  $\omega = 1$  и начальных условиях y(0) = 0.5,  $\dot{y}(0) = 0$ . Соответствующий спектр изображен на рис. 5.5, б.

В течение нескольких десятилетий линейные модели колебаний и нелинейные модели с предельными циклами удовлетворяли потребности инженеров. Считалось, что они описывают все возможные типы колебаний детерминированных систем. Однако в середине XX века сами математики обнаружили, что уже для систем третьего порядка это не так: в системе становятся возможными весьма сложные движения — ограниченные непериодические колебания. Настоящий переворот начался с работы физика Е. Лоренца, опубликованной в 1963 г., где было показано, что качественный характер явлений атмосферной турбулентности, описываемых сложными уравнениями в частных производных Навье-Стокса, может быть передан простой нелинейной моделью третьего порядка (уравнение Лоренца):

$$\begin{cases} \dot{x} = \sigma(y - x), \\ \dot{y} = rx - y - xz, \\ \dot{z} = -bz + xy. \end{cases}$$

$$(5.16)$$

Решения системы (5.16) при некоторых значениях параметров (например, при  $\sigma = 10$ , r = 97, b = 8/3 выглядят как нерегулярные колебания

(рис. 5.6, а, где изображен график x(t)). Траектории в пространстве состояний (фазовом пространстве) могут приближаться к предельному (аттрактору), имеющему множеству весьма причудливое строение (рис. 5.7, а). Внимание многих физиков и математиков, а затем и инженеров к подобным моделям было привлечено после работы Д. Рюэля и Ф. Такенса, опубликованной в 1971 г., которые назвали такие аттракторы «странными», а также работы Т. Ли и Дж. Йорке (1975), которые ввели термин «хаос» для обозначения подобных нерегулярных явлений в детерминированных системах. Разработанные новые методы аналитического и численного исследования систем показали, что хаос – это отнюдь не исключительный вид поведения нелинейной системы. Грубо говоря, хаотические движения возникают, когда траектории системы глобально ограничены и локально неустойчивы. В хаотической системе сколь угодно малое начальное расхождение траекторий не остается малым, а в течение некоторого времени растет экспоненциально. Частотный спектр хаотической траектории является непрерывным (рис. 5.6, б, где изображен спектр функции x(t)). Во многих подобные нерегулярные, непериодические колебания лучше отражают свойства процессов, протекающих в реальных системах. Опятьтаки следует отметить, что «на глаз» отличить хаотический процесс от может быть квазипериодического не менее трудно, чем отличить квазипериодический процесс от периодического.