3. Планирование и проведение эксперимента

Основной задачей на стадии планирования и проведения эксперимента является получение множества данных о функционировании реальной системы, необходимых для дальнейшей параметрической оптимизации выбранной модельной структуры. Достоверность и информативность входо-выходных данных $Z^N = \left\{\left[u(t), y(t)\right], t = \overline{1, N}\right\}$ в большей мере определяет качество модели. Особенное значение данный этап имеет при идентификации нелинейных систем. Наиболее существенными моментами на этапе планирования и проведения эксперимента являются:

- проверка системы на нелинейность;
- разработка и реализация тестирующих (входных) сигналов с целью получения информативного множества экспериментальных данных;
- предварительная обработка экспериментальных данных.

Несмотря на тот факт, что разработка и размещение датчиков на реальном объекте также являются составной частью проведения эксперимента, в настоящей работе предполагается, что система изначально оснащена необходимыми датчиками и, таким образом, входо-выходные последовательности являются доступными. Кроме того, предполагается наличие возможности управления входными сигналами в соответствии с выбранным законом их изменения. В большинстве случаев данные предположения вполне допустимы.

3.1. Тестирование системы на нелинейность

В случае, когда процедура идентификации проводится с целью получить модель реального объекта, пригодную для дальнейшего синтеза регулятора, достаточно часто пользуются линейными моделями, несмотря на нелинейность реальной системы. Основной причиной является значительная простота синтеза систем управления по линейным моделям. Возможно, в некоторых случаях использование линейных моделей может быть вполне обоснованно. Далее предлагается ряд тестов, на основе которых возможно принять решение о целесообразности использования линейной (нелинейной) модели.

Проверка принципа суперпозиции. Основными условиями линейности системы является выполнение принципа суперпозиции (2.28) и гомогенности (2.29) системы:

$$y(t) = g(\varphi_1(t) + \varphi_2(t)) = g(\varphi_1(t)) + g(\varphi_2(t)), \qquad (2.28)$$

$$y(t) = g(\alpha\varphi(t)) = \alpha g(\varphi(t)), \qquad (2.29)$$

где φ_i – последовательности входных сигналов; $g(*)$ – отображение, реализуемое системой; α – некоторая константа. В случае, когда возмущения, действующие на систему, незначительны (отсутствуют), условия (2.28) и (2.29) могут быть проверены следующим образом: на систему подается нулевой входной сигнал, определяется реакция в установившемся режиме (*D*). Затем система тестируется двумя сигналами u_1, u_2, сформированными в соответствии со следующим выражением:

$$u_2(t) = cu_1(t),\ \ c = \text{const}. \qquad (2.30)$$

В случае линейности системы коэффициент

$$r(t) = \frac{y_2(t) - D}{y_1(t) - D} \qquad (2.31)$$

должен быть равен значению константы c. В качестве показателя нелинейности системы может быть использован коэффициент, определяемый в соответствии со следующим выражением:

$$v = \max_t \left\{ \left| \frac{r(t) - c}{c} \right| \right\}. \qquad (2.32)$$

Для линейных систем показатель (2.32) должен быть равен нулю.

Проверка частотного отклика системы. Частотный отклик линейной системы не зависит от амплитуды входного тестирующего сигнала. Следовательно, оценка нелинейности системы может быть проведена путем проверки реакции системы на синусоидальные воздействия. Как частота, так и амплитуда тестирующего синусоидального сигнала должна изменяться. В этом случае линейная система вырабатывает выходные сигналы той же частоты, что и входная синусоида, с амплитудой, пропорциональной амплитуде входного сигнала. Анализ преобразования Фурье на наличие дополнительных гармоник позволяет сделать предположение о нелинейности системы. При наличии возмущений (измерительных шумов) рекомендуется проводить оценку усредненных по результатам нескольких экспериментов выходных последовательностей.

3.2. Особенности формирования информативного множества экспериментальных данных

В случае, когда априорные знания о физике объекта или результаты тестирования на нелинейность позволяют сделать заключение о целесообразности применения нелинейных нейросетевых моделей, возникает ряд специфических вопросов, связанных с планированием эксперимента и получением информативного множества данных, пригодных для построения работоспособных моделей.

Выбор частоты дискретизации. В случае, когда частота дискретизации выбрана неоправданно высокой по сравнению с динамикой рассматриваемой системы, могут возникнуть серьезные проблемы вычислительного характера. Если процедура идентификации предполагает получение модели с целью дальнейшего использования в контуре управления, то выбор частоты дискретизации в значительной мере зависит от предполагаемого метода синтеза регулятора и, в частности, от желаемой «скорости» (динамики) замкнутой системы «объект – регулятор». Высокая частота дискретизации позволяет получить быстрое отслеживание траектории и более гладкий сигнал управления, но приводит к очевидным проблемам вычислительного характера. Таким образом, частота дискретизации должна выбираться в условиях разумного компромисса между качественным решением задачи идентификации и рациональным синтезом регулятора.

Проклятие размерности. Для нелинейных систем несправедливы принципы суперпозиции и гомогенности. Это является причиной ужесточения требований к проведению эксперимента и, в частности, к тестирующему входному сигналу. Если в случае линейных систем для реализации процедуры идентификации достаточно протестировать объект входным сигналом, содержащим конечное число частот, то для нелинейных систем в тестовом сигнале должны быть представлены (в общем случае) все возможные комбинации частот и амплитуд в рабочем диапазоне системы. Следствием этого факта является поистине трагическое увеличение размера экспериментальной выборки с ростом числа входов и выходов системы. Проблема носит название «проклятия размерности» [77] и, к сожалению, не имеет очевидных способов решения. Этот общий недостаток моделирования нелинейных объектов типа «черный ящик» является существенным препятствием при применении нейросетевых методов идентификации к большим системам.

Синтез тестирующего (входного) сигнала. Перед тем как осуществить выбор тестирующего сигнала, чрезвычайно важно определить рабочий диапазон системы. Особые меры должны быть предприняты для исключения из модели «нежелательной» динамики (например, механического резонанса или других критических режимов). Традиционно эта проблема решается путем введения ограничений на частотный диапазон тестового сигнала. При идентификации линейных систем эффективно используются входные последовательности, содержащие набор синусоидальных сигналов с различной амплитудой (частотой) и так называемые псевдослучайные бинарные последовательности [9, 77]. Однако при работе с нелинейными объектами чрезвычайно важно, чтобы во множестве экспериментальных данных были представлены все возможные комбинации амплитуд и частот из рабочего диапазона системы. Рассмотрим некоторые варианты тестовых сигналов [77], удовлетворяющие указанным требованиям.

Пусть $e(t)$ – белый шум с дисперсией σ_e^2. Сигнал, определяемый как

$$u(t) = e\left(\operatorname{int}\left[\frac{t-1}{N}\right]+1\right),\ t = 1, 2, \dots, \tag{2.33}$$

совершает переход на новый уровень в каждый N - ый момент квантования (рис. 2.4). Функция ковариации сигнала определяется как

$$R_u(\tau) = \frac{N-\tau}{N}\sigma_e^2. \tag{2.34}$$

Спектральная плотность сигнала $\phi(\omega)$ определяется в соответствии со следующим выражением:

$$\phi(\omega) = \frac{\sigma_e^2}{2\pi N}\frac{1-\cos N\omega}{1-\cos\omega}. \tag{2.35}$$

Большинство промышленных регуляторов способны вырабатывать сигналы управления, лишь незначительно изменяющиеся от итерации к итерации. В данной ситуации может быть применена следующая модификация сигнала (2.31) при условии, что $e(t)$ имеет гауссово распределение:

$$u(t) = u(t-N) + e\left(\operatorname{int}\left[\frac{t-1}{N}\right]+1\right),\ t = 1, 2, \dots. \tag{2.36}$$

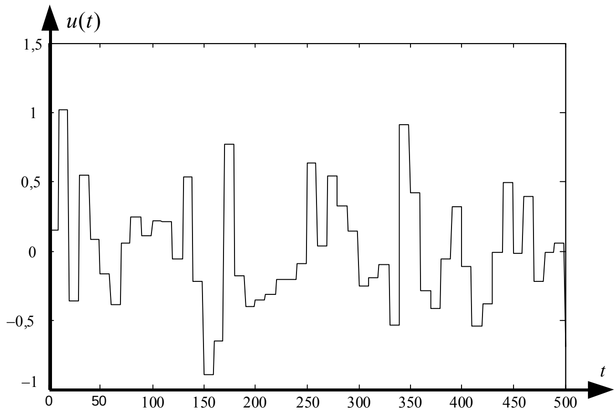

Рис. 2.4. Тестовая последовательность (входной сигнал). Уровень сигнала изменяется через каждые *N*=10 дискрет

Другой вариант тестового сигнала может быть получен путем введения добавочной переменной, определяющей момент изменения уровня входного сигнала:

$$u(t) = \begin{cases} u(t-1) \text{ с вероятностью } \alpha, \\ e(t) \text{ с вероятностью } 1-\alpha. \end{cases} \qquad (2.37)$$

Ковариационная функция сигнала определяется в соответствии с выражением

$$R_u(\tau) = \alpha^{\tau}\sigma_e^2 \,. \qquad (2.38)$$

Спектральная плотность сигнала определяется следующим выражением:

$$\phi(\omega) = \frac{\sigma_e^2}{2\pi}\frac{1-\alpha}{1+\beta^2-2\alpha\cos\omega}\,. \qquad (2.39)$$

Сигнал представлен на рис. 2.5. Для данного сигнала также может быть рассмотрена модификация типа (2.36).

Следующий тестовый сигнал представляет собой синусоиду с постоянно нарастающей частотой. При использовании такого типа сигналов появляется возможность исследовать систему во всем рабочем диапазоне частот. Сигнал данного типа может быть реализован в соответствии со следующими выражениями:

$$\omega_t = \omega_н + \frac{t}{N}(\omega_к - \omega_н), \qquad (2.40)$$

$$u(t) = u_0 + A\sin(\omega_t tT),\ t = \overline{1, N}, \qquad (2.41)$$

где $\omega_н, \omega_к$ – соответственно начальное и конечное значение частоты синусоидального сигнала; A – амплитуда сигнала; T – период дискретизации.

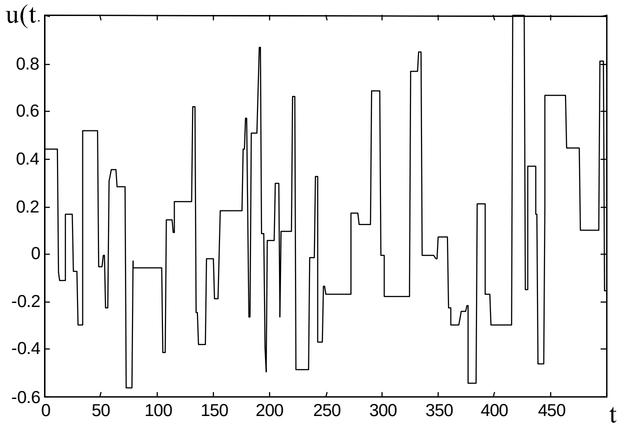

Рис. 2.5. Тестовая последовательность (входной сигнал). Уровень сигнала изменяется в случайные моменты времени

Сигнал для частот, изменяющихся в диапазоне от $\omega_н = 0,01/T$ до $\omega_к = 0,2/T$, представлен на рис. 2.6. При использовании данного типа сигнала для идентификации нелинейных систем тестирование должно быть проведено при различных начальных значениях сигнала u_0 и амплитуды A.

Независимо от выбранного типа тестового сигнала необходимо принимать во внимание особенности рассматриваемой системы. Например, в большинстве случаев существует ряд ограничений, обусловленных физическими или техническими особенностями объекта. Так, для цифро-аналоговых преобразователей и исполнительных механизмов существует некоторая точка насыщения.

Проведение эксперимента в системе с обратной связью. В случае, когда система является неустойчивой или обладает высокой колебательностью, рекомендуется использовать стабилизирующую обратную связь с целью удержания системы в рабочем диапазоне. В качестве регулятора может быть выбран простейший вариант ПИД-стратегии или даже проведена стабилизация системы вручную (в случае медленной динамики объекта). Вопросы идентификации замкнутых систем рассматриваются в ряде работ, например в [77]. Основной проблемой при идентификации систем с обратной связью является возможная потеря идентифицируемости. Преодолеть эту проблему можно путем введения дополнительного сигнала управления u_T в замкнутый контур (рис. 2.7). Введение дополнительного сигнала может оказаться эффективным даже в случае теоретической идентифицируемости системы. Это объясняется тем, что настраиваемый вручную регулятор или человек-оператор являются достаточно «консервативными» в смысле скорости формирования (изменения) воздействия, т.е. тестовый сигнал в этом случае охватывает только область низких частот. Таким образом, может возникнуть ситуация, когда данные о поведении системы в высокочастотной области рабочего диапазона не войдут в обучающее множество. Добавление высокочастотной составляющей в соответствии со схемой (рис. 2.7) может решить данную проблему.

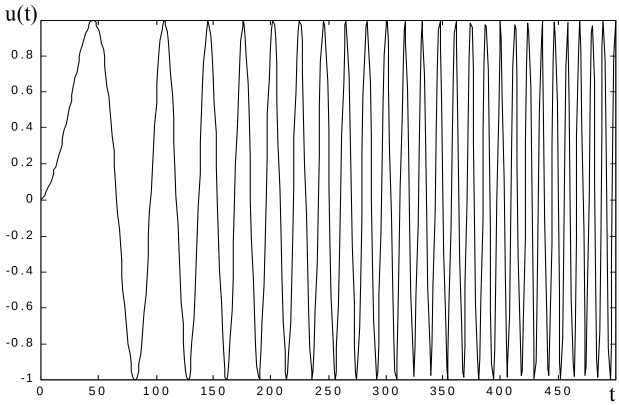

Рис. 2.6. Тестовая последовательность (входной сигнал) – синусоида с линейно возрастающей частотой

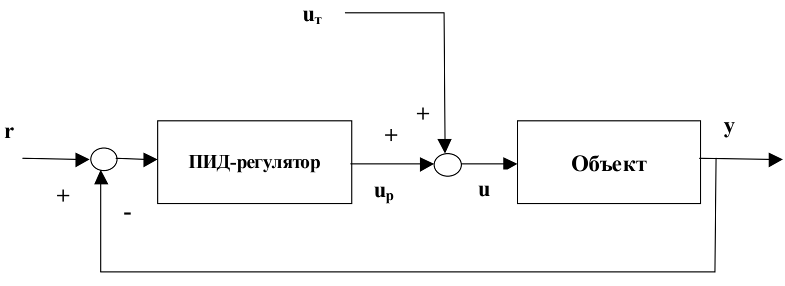

Рис. 2.7. Структурная схема сбора экспериментальных данных в системе со стабилизирующей обратной связью

3.3. Рациональный выбор и предварительная обработка экспериментальных данных

Предварительная подготовка экспериментальных данных во многих случаях может оказаться более эффективным средством получения адекватной модели системы, чем попытки использования различных модельных структур и стратегий оптимизации. Существует несколько различных способов предварительной обработки экспериментальных данных с целью извлечения наиболее значимой информации и приведения ее к виду, обеспечивающему хорошие результаты при нейросетевом моделировании.

Фильтрация. Фильтрация широко используется для удаления из экспериментальных данных нежелательных шумов, периодических возмущений и «нежелательной» динамики. В случае возникновения проблем, вызванных высокочастотными шумами / возмущениями, рекомендуется использовать аналоговые фильтры сигналов с датчиков (до дискретизации) с целью избежания эффекта наложения спектров (появления помех при недостаточно высокой частоте дискретизации сигналов). Низкочастотные возмущения и дрейф (уход) сигнала могут быть удалены путем фильтрации дискретизованных сигналов.

Удаление избыточных данных и выбросов сигналов. Иногда большое число пар вход-выход, относящихся к одному и тому же участку рабочего диапазона системы, доминируют в экспериментальном множестве. При обучении нейронной сети это приводит к отображению данных именно из этого диапазона. Помимо более длительного обучения нейронной сети, это является причиной неадекватности модели, т.е. конечная модель хорошо представляет систему только в некоторой области рабочего диапазона, становясь неадекватной в других областях. Удаление избыточных данных уменьшает размер обучающего множества, делая его одновременно более репрезентативным, что положительно сказывается на качестве модели и скорости обучения.

Также рекомендуется удалять из обучающего множества необоснованные выбросы выходных сигналов или заменять их на значения, полученные путем интерполяции. Ошибки измерительной аппаратуры, отраженные в обучающем множестве, могут оказывать негативное влияние на качество обученной нейросети.

Следует отметить, что при обучении рекуррентных нейросетевых моделей на множестве, из которого удалена часть данных, могут возникнуть некоторые проблемы. Наличие обратных связей в модели является причиной возникновения переходного процесса при наличии резкого изменения уровня сигналов. Переходный процесс имеет некоторое время затухания, поэтому необходимо тщательно согласовывать данные, чтобы избежать проблем с построением нейросетевой модели.

Масштабирование. При подготовке экспериментальных данных рекомендуется приведение сигналов к нулевому среднему и одинаковой дисперсии. Это объясняется следующими положениями:

- обычно сигналы имеют различную размерность (с физической точки зрения) и сигналы с максимальной амплитудой становятся доминирующими при построении нейросетевой модели;

- масштабирование положительно сказывается на вычислительной робастности алгоритмов обучения и приводит к более высокой скорости сходимости [60];
- практика показывает, что при использовании масштабированных данных получаются более точные модели.

Если модель объекта реализована на двухслойной нейронной сети с линейными активационными функциями нейронов выходного слоя, ремасштабирование весовых коэффициентов после обучения нейронной сети является достаточно простой процедурой. После ремасштабирования весовых коэффициентов нейросетевая модель может работать с немасштабированными данными.

Для систем с несколькими выходами при наличии шумов целесообразно вводить различные коэффициенты масштабирования для каждого из выходов.