ISSN 0868–5886 НАУЧНОЕ ПРИБОРОСТРОЕНИЕ, 2004, том 14, № 4, с. 70–78

ОРИГИНАЛЬНЫЕ СТАТЬИ

УДК 681.51; 621.391

© Г. Ф. Малыхина, А. В. Меркушева

МЕТОД КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ПОДСИСТЕМЫ (ОБЪЕКТА) ПРИ НЕПОЛНОЙ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ О СОВОКУПНОСТИ ПАРАМЕТРОВ, ОПРЕДЕЛЯЮЩИХ ЕЕ ДИНАМИКУ. III. РЕКУРСИИ УРАВНЕНИЙ ДИНАМИКИ ОБЪЕКТА И ИЗМЕРЕНИЕ ЕГО ПАРАМЕТРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Достаточно большой круг задач измерения обусловлен необходимостью определения многомерной (векторной) характеристики состояния объекта контроля и относится по существу к задачам измерения параметров динамической системы. Текущее состояние динамической системы (ДС) представляется множеством параметров, величина которых зависит от всего предшествующего поведения системы и определяет эволюцию ее будущего поведения. При контроле такого объекта средствами измерительных систем (ИС) (класса информационно-измерительных и информационно-управляющих) существенна проблема, возникающая в условиях отсутствия воздействия некоторых параметров состояния на датчики ИС, т.е. при неполной измерительной информации. Решение проблемы получается на основе преобразования к рекурсивной форме уравнений, отражающих динамику объекта и ИС. При этом использование алгоритмов нейронных сетей с адаптивной реакцией на изменение входных данных позволяет без непосредственного применения численных методов имитировать измерение параметра состояния ДС, не воздействующего на датчики ИС.

ВВЕДЕНИЕ

В практике применения информационно-измерительных и информационно-управляющих систем (ИИС и ИУС) встречаются ситуации, когда контроль состояния сложного объекта ведется в условиях отсутствия прямого воздействия одного из значимых параметров его состояния на датчики измерительной системы, т. е. при неполной измерительной информации. Сложность объекта подразумевает его многопараметрическое описание (многомерность) и изменение со временем вектора параметров состояния, т. е. динамику состояния объекта под внешними управляющими воздействиями.

В общем случае для технических и в медицинских приложений задача определения характеристик объекта обусловлена измерительными сигналами с выхода группы (часто целой системы) датчиков, которые косвенно отражают значения параметров, характеризующих текущее состояние контролируемого динамического объекта. К задачам такого типа относится, например, косвенное определение тяги газотурбинного двигателя по ряду его характеристик, доступных для измерения; косвенное определение параметров состояния аэродинамических элементов пространственного ориентирования самолета по контролю параметров гидросистемы управления ими и многие другие задачи, решаемые в системах автоматического контроля и технического диагностирования [1–3]. Аналогичную по классу задачу решает медико-техническая система для неинвазивного измерения содержания глюкозы в крови человека по данным многоканального контроля системы параметров кожно-мышечной проводимости. Моделью целевого объекта измерения в указанных случаях является нелинейная динамическая система (ДС), которая характеризуется множеством параметров и может быть представлена в терминах пространства состояний с помощью определенных уравнений. Однако при разработке измерительной системы (особенно часто, если она предназначена для медицинских целей) не всегда имеются полная информация и точные знания об объекте измерения. Это обусловлено рядом причин:

- отсутствием исчерпывающих знаний об объекте целевого измерения, необходимых для построения адекватной модели, объединяющей контролируемый объект и измерительную систему (ИС), сигналы которой косвенно связаны с (подлежащими оценке) параметрами состояния объекта;
- наличием существенных (но не вполне достаточных) знаний об объекте, на основе которых может быть определена неполная модель, вклю-

чающая только часть известных исследователю параметров, характеризующих состояние объекта;

- отсутствием необходимых датчиков для измерения части параметров, характеризующих состояние контролируемого объекта;
- невозможностью использовать достаточное количество датчиков в измерительной системе, если она предназначена для повседневного использования типа скрининг-мониторинга или для массового внедрения.

В этих случаях можно говорить об измерениях в условиях неполного знания контролируемого объекта, или в (терминах модели пространства состояний [4–6]) об измерениях, основанных на неполном векторе параметров состояния сложного объекта как динамической системы.

Таким образом, контролируемый объект, информация о котором получается средствами ИС, представляет собой нелинейную динамическую систему дискретного времени, и описание ее удобно осуществлять в понятиях пространства состояний [1]. Модель пространства состояний ДС определяет множество состояний, которые зависят от прошлого поведения системы и единственным образом представляют ее поведение в будущем при условии, что известна определенная последовательность входных воздействий на систему.

Получение информации *о всей* совокупности параметров состояния анализируемого объекта (несмотря на парадоксальность такой возможности в рамках традиционной концепции измерительной процедуры) оказывается достижимым за счет того, что в текущих значениях параметров состояния находит отражение их величина на предыдущем временно́м шаге. Это относится и к параметру состояния, для которого отсутствует непосредственное воздействие на датчики ИС. Таким образом, информация о величине этого параметра с некоторым запозданием отражается в совокупности значений непосредственно измеряемых параметров. Эта связь "неизмеряемого" параметра будет показана в результате ряда преобразований уравнения динамики контролируемого объекта совместно с уравнением ИС, регистрирующей измеряемые параметры состояния объекта. Преобразования построены на принципе рекурсии. Несколько этапов применения рекурсии приводят к аналитическому выражению значения неизмеряемого параметра состояния через измеряемые параметры и управляющие воздействия ("управления") на нескольких предшествующих отсчетах дискретного времени. Выполнение сложных процедур рекурсии или многократное вычисление ее результата для получения динамики значений неизмеряемого параметра может быть реализовано с помощью нейросетевого алгоритма.

Для рассматриваемой задачи принципиально важной является способность нейронных сетей (НС) аппроксимировать нелинейные отображения любой сложности [7, 8] и наличие у некоторых структур НС свойства адаптироваться к временны́м изменениям входной информации. Возможность следить за динамикой входной информации (или за статистическими изменениями нестационарного измерительного сигнала) связана с включением фактора времени в алгоритм функционирования НС. Для большинства приложений оказываются адекватными структуры с неявной формой представления времени в алгоритме НС, основанной на использовании элементов временно́й задержки и прямом распространении сигнала. В этом случае элементы динамики информации, содержащиеся в обучающих данных при супервизорном ("с учителем") обучении, накапливаются (и хранятся) в синаптических весах сети. К структурам такого типа относятся темпоральные НС [9]. Более сложная структура характерна для НС, построенных на принципе обратных связей (ОС). В общем случае ОС могут связывать как отдельные слои сети, так и идти с выхода (через элементы линии временно́й задержки) на часть входных узлов НС. Преобразование информации в сети носит рекуррентный характер, а сами сети такого типа называют рекуррентными [10].

ОПИСАНИЕ ДИНАМИКИ СЛОЖНОГО ОБЪЕКТА (ПОДСИСТЕМЫ) СОВМЕСТНО С ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМОЙ

В предположении отсутствия шума (или его незначительного уровня, который не может заметно влиять на поведение контролируемого объекта) адекватная модель совместного описания динамики сложного объекта и измерительной системы представляется соотношениями (1) и (2):

$$\mathbf{x}(n+1) = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}(n), \mathbf{u}(n)), \tag{1}$$

$$\mathbf{y}(n) = \boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(n)), \tag{2}$$

где $\mathbf{x}(n)$ — q-вектор, характеризующий состояние нелинейной динамической системы; $\mathbf{u}(n)$ — входной m-вектор управляющих воздействий; $\mathbf{y}(n)$ — p-вектор, характеризующий выход системы; $\boldsymbol{\varphi}$ — (векторная) функция, характеризующая изменение состояний системы; $\boldsymbol{\psi}$ — (векторная) функция, определяющая связь между вектором параметров состояния системы и ее и выходом.

[1] Здесь и далее используется терминология и описание контролируемого объекта (подсистемы) в дискретной форме, которая соответствует преобразованию

$$t = nT \rightarrow n,$$

где T — шаг дискретизации времени. В этом случае вектор-параметр состояния $\mathbf{x}(t)|_{t=nT}$ обозначается как $\mathbf{x}(n)$.

Пространства R^m, R^q и R^p называются входным пространством, пространством состояний и выходным пространством соответственно[2)]. Размерность пространства состояний q определяет порядок системы. Таким образом, модель пространства состояний характеризует нелинейную динамическую систему дискретного времени порядка q с m входами и p выходами. Уравнение (1) представляет процесс функционирования системы, уравнение (2) отражает процедуру измерения. Если функция φ представляет линейное преобразование, то система (1) называется линейной. Если функция ψ в уравнении измерения (2) линейна, то процедура измерения строится как линейное преобразование характеристик состояния системы.

Формально разработка измерительной системы, служащей для косвенного измерения характеристик объекта как динамической системы, включает:

- идентификацию объекта измерения;
- разработку датчиков для измерения компонент вектора выхода системы, косвенно доопределяющих целевую совокупность параметров состояния системы;
- разработку вычислительного блока, позволяющего на основании полученной от датчиков информации вычислить характеристики выхода системы.

Если разработчик имеет полную информацию об объекте измерения, включающую знание модели объекта и всех параметров его состояния, и имеет датчики, позволяющие измерить все эти параметры, то процедура измерения определяется в форме соотношения (2), а с учетом шума измерения $\mathbf{e}(n)$

$$\mathbf{y}(n) = \boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(n)) + \mathbf{e}(n). \qquad (3)$$

На этапе синтеза процедур измерения функция ψ неизвестна. Однако она может быть восстановлена в процессе калибровки измерительной системы на основе опытных данных с применением метода регрессионного анализа, использующего минимизацию среднеквадратичного различия аппроксимирующей функции $\hat{\boldsymbol{\psi}}(\mathbf{x})$ и фактических значений сигналов измерительной системы:

$$\left\{(1/N)\cdot\sum_{n=1}^{N}\left\|\mathbf{y}(n)-\hat{\boldsymbol{\psi}}(\mathbf{x}(n))\right\|^2\right\}^{1/2} = \min, \qquad (4)$$

где норма $\left\|\mathbf{y}(n)-\hat{\boldsymbol{\psi}}(\mathbf{x}(n))\right\|$ — это евклидово расстояние между $\mathbf{y}(n)$ и $\hat{\boldsymbol{\psi}}(\mathbf{x})$:

$$\left\|\mathbf{y}(n)-\hat{\boldsymbol{\psi}}(\mathbf{x}(n))\right\| = \sqrt{\sum_i \left[y_i(n)-\hat{\psi}_i(n)\right]^2}.$$

Таким образом, для выполнения измерений на основе полного вектора состояний динамической системы требуется с помощью экспериментальных данных выполнить оценку зависимости между состояниями и выходом системы и использовать полученную зависимость в процедурах измерения, представленных соотношением (3).

В практических приложениях достаточно часто можно анализировать сложный объект как *линейную* динамическую систему дискретного времени. Модель ее описания выражается соотношениями (5) и (6):

$$\mathbf{x}(n+1) = \mathbf{A}\cdot\mathbf{x}(n) + \mathbf{B}\cdot\mathbf{u}(n), \qquad (5)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}\cdot\mathbf{x}(n), \qquad (6)$$

где $\mathbf{A}$ — $(q\times q)$-матрица, $\mathbf{B}$ — $q\times(m+1)$-матрица, $\mathbf{C}$ — $(p\times q)$-матрица[3)].

В случае, если не все параметры состояния объекта непосредственно воздействуют на датчики ИС, можно положить, что к измеряемым параметрам относятся первые k из них (т. е. k-компонент вектора состояния ДС). Тогда передаточная матрица $\mathbf{A}$, определяющая эволюцию динамической системы (т. е. "матрица процесса" в уравнении (4)), может быть разделена на блоки:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{1,1} & \ldots & a_{1,k} \\ \ldots & \ldots & \ldots \\ a_{k,1} & \ldots & a_{k,k} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} a_{1,k+1} & \ldots & a_{1,q} \\ \ldots & \ldots & \ldots \\ a_{k,k+1} & \ldots & a_{k,q} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} a_{k+1,1} & \ldots & a_{k+1,k} \\ \ldots & \ldots & \ldots \\ a_{q,1} & \ldots & a_{q,k} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} a_{k+1,k+1} & \ldots & a_{k+1,q} \\ \ldots & \ldots & \ldots \\ a_{q,k+1} & \ldots & a_{q,q} \end{pmatrix} \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{1,1} & \mathbf{A}_{1,2} \\ \mathbf{A}_{2,1} & \mathbf{A}_{2,2} \end{pmatrix}, \qquad (7)$$

[2)] Символом R^m обычно обозначается вся возможная совокупность (множество) m-мерных векторов, (вещественные) компоненты которых являются параметрами состояния ДС. Аналогичный смысл имеют R^q и R^p.

[3)] Для дискретной формы линейной ДС матрицы $\mathbf{A}_{11}$, $\mathbf{A}_{21}$ — это эквиваленты (векторных) передаточных функций для свободного (без внешнего воздействия) движения ДС. Эти матрицы определяют изменение состояния ДС (контролируемого объекта) за один временнóй шаг. Ту же роль относительно внешнего воздействия $\mathbf{u}(n)$ выполняет матрица $\mathbf{B}$. Матрица $\mathbf{C}$ представляет (многомерную и безынерционную) эффективность совокупности датчиков ИС. При недиагональности матрицы $\mathbf{C}$ она отражает перекрестное действие на измеряемые переменные (на компоненты вектора $\mathbf{y}$) со стороны параметров состояния объекта.

где $\mathbf{A}_{11}$, $\mathbf{A}_{21}$ — матрицы переходов для вектора измеряемых состояний $\mathbf{x}_1^T = (x_1 \ \dots \ x_k)$; $\mathbf{A}_{12}$, $\mathbf{A}_{22}$ — матрицы переходов для вектора неизвестных и неизмеряемых параметров состояния $\mathbf{x}_2^T = (x_{k+1} \ \dots \ x_q)$.

Передаточная матрица **B** внешних воздействий на систему, называемая также матрицей внешнего управления, разделяется аналогичным образом на две составляющие с размерностями, которые согласованы с видом фрагментации вектора параметров состояния:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,m+1} \\ \dots & \dots & \dots \\ b_{k,1} & \dots & b_{k,m+1} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} b_{k+1,1} & \dots & b_{k+1,m+1} \\ \dots & \dots & \dots \\ b_{q,1} & \dots & b_{q,m+1} \end{pmatrix} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 \\ \mathbf{B}_2 \end{bmatrix}, \qquad (8)$$

где $\mathbf{B}_1$ — матрица управления измеряемыми параметрами состояния системы, а $\mathbf{B}_2$ — матрица управления неизвестными и неизмеряемыми параметрами состояния ДС.

Общая матрица уравнения (6), относящегося к ИС, так же естественно расщепляется на две составляющие компоненты меньшей размерности:

$$\mathbf{C} = \left[\begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,k} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{p,1} & \dots & c_{p,k} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{1,k+1} & \dots & c_{1,q} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{p,k+1} & \dots & c_{p,q} \end{pmatrix} \right] = [\mathbf{C}_1 \ \ \mathbf{C}_2], \qquad (9)$$

где $\mathbf{C}_1$ — матрица измерения для состояний системы контролируемых датчиками, $\mathbf{C}_2$ — гипотетическая матрица измерения для неизвестных и не измеряемых датчиками компонент вектора параметров состояния.

Уравнение измерения с учетом измеряемых и неизмеряемых параметров принимает вид

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \mathbf{C}_2\mathbf{x}_2(n). \qquad (10)$$

Вектор неизмеряемых параметров $\mathbf{x}_2(n)$ в текущий момент времени можно оценить на основе измеряемых параметров согласно соотношению

$$\mathbf{x}_2(n) = \\ = \mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-1) + \mathbf{A}_{22}\mathbf{x}_2(n-1) + \mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-1). \qquad (11)$$

Тогда выход системы оценивается на основе измеряемых параметров состояния (ИПС) системы $\mathbf{x}_1(n)$ — на текущем шаге, $\mathbf{x}_1(n-1)$ — на предыдущем шаге и при использовании неизмеряемых значений $\mathbf{x}_2(n-1)$ на предыдущем шаге анализа:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \mathbf{C}_2\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-1) + \\ + \mathbf{C}_2\mathbf{A}_{22}\mathbf{x}_2(n-1) + \mathbf{C}_2\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-1). \qquad (12)$$

При этом, реализуя первый этап рекурсии, вектор неизмеряемых параметров, задержанный на один шаг, можно представить на основе измеряемых и неизмеряемых состояний, задержанных на два шага:

$$\mathbf{x}_2(n-1) = \mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-2) + \\ + \mathbf{A}_{22}\mathbf{x}_2(n-2) + \mathbf{B}\cdot\mathbf{u}(n-2). \qquad (13)$$

Уравнение измерительной системы, соответствующее этим преобразованиям, может быть записано в следующей форме:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \mathbf{C}_2[\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-1) + \\ + \mathbf{A}_{22}\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-2) + \mathbf{A}_{22}\mathbf{x}_2(n-1) + \\ + \mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-1) + \mathbf{A}_{22}\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-2)]. \qquad (14)$$

Продолжив с помощью описанной процедуры рекурсивное оценивание вектора неизвестных значений параметров (компонент вектора состояния объекта) на основе вектора ИПС, на шаге q такого итеративного процесса можно придти к следующей форме уравнения измерения:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \mathbf{C}_2[\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-1) + \\ + \mathbf{A}_{22}\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-2) + \dots + \mathbf{A}_{22}^{q-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-q) + \\ + \mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-1) + \mathbf{A}_{22}\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-2) + \dots + \\ + \mathbf{A}_{22}^{q-1}\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-q) + \mathbf{A}_{22}^{q}\mathbf{x}_2(n-q)]. \qquad (15)$$

Для возможности выполнения расширенной интерпретации результатов показаний ИС на основе полученной преобразованной формы уравнений, отражающих связь показаний ИС с параметрами состояния контролируемого объекта и внешними управлениями, требуется, чтобы выполнялись два условия.

▪ Динамическая система (и объект, который она представляет) является локально управляемой относительно вектора неизмеряемых параметров состояния ($\mathbf{x}_2$). Известно, что это условие обеспечивается, если матрица управляемости **M** имеет полный ранг, т.е. ее определитель не равен нулю и она обратима [6, 7]:

$$\mathbf{M} = [\mathbf{A}_{22}^{q-1}\mathbf{B}_2 \dots \mathbf{A}_{22}\mathbf{B}_2 \ \ \mathbf{B}_2], \\ \mathrm{Det}(\mathbf{M}) \neq 0. \qquad (16)$$

▪ Система позволяет рекуррентно оценивать выход по измеряемым состояниям, что выполняется, если матрица наблюдаемости $\mathbf{L}$ имеет полный ранг:

$$\begin{aligned} &\mathbf{L} = [\mathbf{I}\ \mathbf{A}_{21}\ \mathbf{A}_{22} \ldots \mathbf{A}_{22}^{q-1}\ \mathbf{A}_{21}], \\ &\mathrm{Det}(\mathbf{L}) \neq 0. \end{aligned} \tag{17}$$

При этом, конечно, для получения удовлетворительной точности измерения матрицы $\mathbf{M}$ и $\mathbf{L}$ должны быть хорошо обусловлены, т. е. относительный размах максимального и минимального собственных значений каждой из этих матриц не должен быть слишком большим.

Если контролируемый объект и соответствующая ему динамическая система устойчивы, то задержанный на q шагов вектор неизвестных неизмеряемых параметров состояния системы не оказывает существенного влияния на ее выход и членом $\mathbf{A}_{22}^{q}\mathbf{x}_2(n-q)$ в выражении (15) можно пренебречь. Тогда, используя текущие и задержанные не более чем на q шагов значения измеряемых параметров состояния объекта

$$\{\mathbf{x}_1(n), \mathbf{x}_1(n-1), \ldots, \mathbf{x}_1(n-q)\}$$

и значения управлений

$$\{\mathbf{u}(n-1), \mathbf{u}(n-2), \ldots, \mathbf{u}(n-q)\},$$

можно путем рекуррентного оценивания неизвестных и неизмеряемых параметров состояния определить интересующий нас выход системы.

Логика и описанная последовательность преобразований не слишком просты для организации их в алгоритм с целью получения программно выполняемых численных расчетов. Более естественной и менее трудоемкой представляется реализация такого алгоритма путем использования нейронной сети, имеющей свойство динамической памяти и приспособленной к функционированию в нестационарной среде. Для решения описанной задачи применена темпоральная нейронная сеть прямого распространения с линейными активационными функциями и задержками на входе (рис. 1). Используя обучающие данные (объем которых выбирается по правилам его соответствия количеству свободных параметров нейронной сети), можно получить дополнительную информацию, необходимую для организации процедуры измерения.

Таким образом, применение нейронной сети позволяет выполнять измерения в условиях недостатка информации об объекте измерения в случае, если имеются знания о классе моделей объекта, но сама модель объекта полностью не известна.

Выполненный анализ относится к методу интерпретации результатов измерения при неполной информации (при наличии только части параметров состояния объекта, непосредственно контролируемых датчиками измерительной системы) для объекта с линейной моделью динамики и для локальной области нелинейной динамики объекта при условии (локальной) линеаризации уравнения модели процесса.

В наиболее общем виде сложный объект, соответствующий нелинейной динамической системе совместно с ИС (при условии отсутствия или несущественности уровня шума), характеризуется системой уравнений (1, 2). Большинство практических систем такого класса могут быть представлены нелинейным уравнением процесса и линейным уравнением измерения, т.е.

$$\mathbf{x}(n+1) = \boldsymbol{\varphi}\left(\mathbf{W}_{\mathrm{A}} \cdot \mathbf{x}(n) + \mathbf{W}_{\mathrm{B}} \cdot \mathbf{u}(n)\right), \tag{18}$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}(n). \tag{19}$$

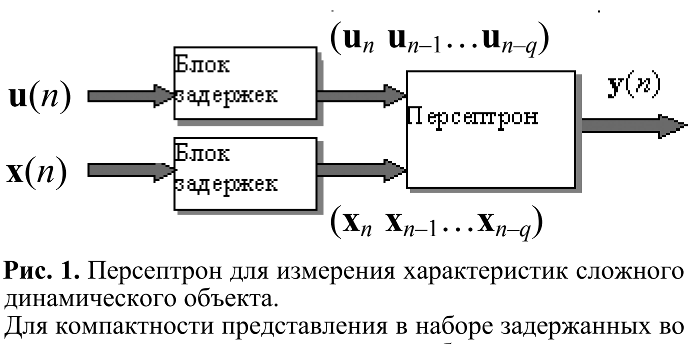

Рис. 1. Персептрон для измерения характеристик сложного динамического объекта.
Для компактности представления в наборе задержанных во времени векторов управления и в наборе векторов параметров состояния аргумент времени указан в виде нижнего индекса

Методом, аналогичным примененному выше, т. е. путем последовательного использования рекурсии, уравнение измерения (при неполной измерительной доступности компонент вектора параметров состояния объекта) приводится к виду

$$\begin{aligned}\mathbf{y}(n) &= \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \mathbf{C}_2[\boldsymbol{\varphi}_2\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}(n-1) + \\ &+ \boldsymbol{\varphi}_2\boldsymbol{\varphi}_2\mathbf{A}_{22}\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-2) + ... + \\ &+ \boldsymbol{\varphi}_2^q\mathbf{A}_{22}^{q-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{x}_1(n-q) + \boldsymbol{\varphi}_2\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-1) + \\ &+ \boldsymbol{\varphi}_2\boldsymbol{\varphi}_2\mathbf{A}_{22}\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-2) + ... + \\ &+ \boldsymbol{\varphi}_2^q\mathbf{A}_{22}^{q-1}\mathbf{B}_2\mathbf{u}(n-q) + \boldsymbol{\varphi}_2^q\mathbf{A}_{22}^q\mathbf{x}_2(n-q)]. \qquad (20)\end{aligned}$$

В выражении (18) $\boldsymbol{\varphi}(.)$ является нелинейной функцией, значение которой на векторе $\mathbf{x}$ дает вектор $[\varphi(x_1)\ \varphi(x_2)\ldots\varphi(x_k)\ \varphi(x_{k+1})\ldots\ \varphi(x_q)]^T$, который естественным образом фрагментируется на две компоненты: $\boldsymbol{\varphi}_1 = [\varphi(x_1)\quad \varphi(x_2)\ldots\quad \varphi(x_k)]^T$ и $\boldsymbol{\varphi}_2 = [\varphi(x_{k+1})\ldots\ \varphi(x_q)]^T$

$$\boldsymbol{\varphi}: \begin{bmatrix} x_1 \\ \ldots \\ x_k \\ x_{k+1} \\ \ldots \\ x_q \end{bmatrix} \to \begin{bmatrix} \varphi(x_1) \\ \ldots \\ \varphi(x_k) \\ \varphi(x_{k+1}) \\ \ldots \\ \varphi(x_q) \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\varphi}_1 \\ \boldsymbol{\varphi}_2 \end{pmatrix}.$$

Символом $\boldsymbol{\varphi}_2^q$ в (20) обозначена вектор-функция, определенная на неизмеряемых параметрах состояния $[x_{k+1}, \ldots, x_q]^T$ выражением (21), т. е. вектором с компонентами, полученными q-кратной итерацией $\boldsymbol{\varphi}$ на компонентах вектора $[x_{k+1}, \ldots, x_q]^T$:

$$\boldsymbol{\varphi}_2^q: \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ \ldots \\ x_q \end{bmatrix} \to \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\varphi}(\ldots\boldsymbol{\varphi}(x_{k+1}))) \\ \ldots \\ \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\varphi}(\ldots\boldsymbol{\varphi}(x_q))) \end{bmatrix}. \qquad (21)$$

Чтобы подчеркнуть набор переменных, через которые, согласно (20), может быть выражен наблюдаемый выход $\mathbf{y}(n)$, уравнение измерительной системы полезно представить в форме, отражающей только общую функциональную зависимость от этих переменных. Одновременно эта зависимость представляет то нелинейное преобразование, которое должно выполняться в процессе измерения:

$$\begin{aligned}&\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}_1\mathbf{x}_1(n) + \\ &+\mathbf{C}_2\boldsymbol{\Phi}[\mathbf{x}_1(n-1), \mathbf{x}_1(n-2), \mathbf{x}_1(n-q), \\ &\mathbf{u}(n-1), \mathbf{u}(n-2), \mathbf{u}(n-q), \mathbf{x}_2(n-q)], \qquad (22)\end{aligned}$$

где $\boldsymbol{\Phi}$ — нелинейная функция.

Таким образом, получение измерительных данных о параметрах состояния нелинейной динамической системы (объекта) выражается в форме некоторого преобразования от текущего и предшествующих (на глубину q) значений вектора $\mathbf{x}_1$ — $\{\mathbf{x}_1(n), \mathbf{x}_1(n-1), ...\mathbf{x}_1(n-q+1), \mathbf{x}_1(n-q)\}$— и от предшествующих значений вектора управления — $\{\mathbf{u}(n-1), \mathbf{u}(n-2), ..., \mathbf{u}(n-q), \mathbf{u}(n-q)\}$. Ясно, что наиболее отдаленные по времени значения аргументов в (22) — $\mathbf{x}_1(n-q), \mathbf{u}(n-q)$ — дают пренебрежимо малый вклад. По той же причине не значимой оказывается составляющая $x_2(n-q)$ вектора состояния, компоненты которой не регистрируются датчиками измерительной системы. Для этого, конечно, нужно выбрать не слишком малое значение q (с учетом временнóго масштаба анализируемой задачи).

В контексте моделирования с использованием нейронных сетей значения последовательностей отсчетов $\{\mathbf{x}_1(n), \mathbf{x}_1(n-1), ..., \mathbf{x}_1(n-q), \mathbf{x}_1(n-q)\}$ и $\{\mathbf{u}(n-1), \mathbf{u}(n-2), ..., \mathbf{u}(n-q), \mathbf{u}(n-q)\}$ представляют собой задержанные значения $\mathbf{x}_1$ и $\mathbf{u}$, которые могут быть реализованы на выходе линии элементов временнóй задержки. Другими словами, процедура измерений отражает нелинейное преобразование текущих и задержанных состояний динамического объекта (части вектора состояния, компоненты которого регистрируются датчиками измерительной системы) и задержанных управлений, поступающих на вход контролируемого объекта.

Проведенный анализ и получение формальной основы задачи интерпретации результатов контроля нелинейного динамического объекта при неполноте измерительной информации обеспечивает базу алгоритма для ее численного решения. Реализация алгоритма, использующего адаптированное уравнение измерений (22), может быть основана на нейронной сети с обратными связями — рекуррентной структуре (рис. 2), моделирующей пространство параметров состояния ДС и имеющей нелинейные активационные функции и задержки на входе. Выход сети $\hat{\mathbf{z}}(n)$ дает аппроксимацию выхода измерительной системы. Объем обучающих данных учитывается при выборе уровня структурной сложности нейронной сети (необходимого числа слоев и числа нейронов в каждом слое). В общем случае размерность сети не совпадает с размерностью пространства состояний объекта.

Описанный метод использован при анализе измерительной информации, получаемой в многоканальной системе регистрации кожно-мышечной проводимости, которая служит для оценки медико-физиологической характеристики состояния

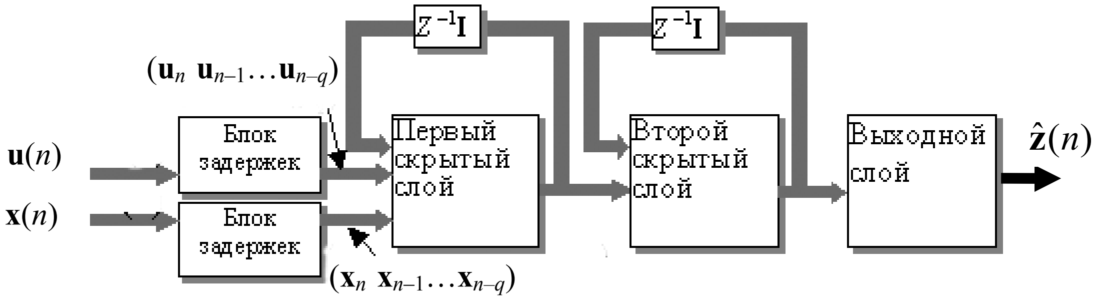

Рис. 2. Рекуррентная нейронная сеть для измерения характеристик нелинейного объекта.
Для компактности представления в наборе задержанных во времени векторов управления и в наборе векторов параметров состояния аргумент времени указан в виде нижнего индекса

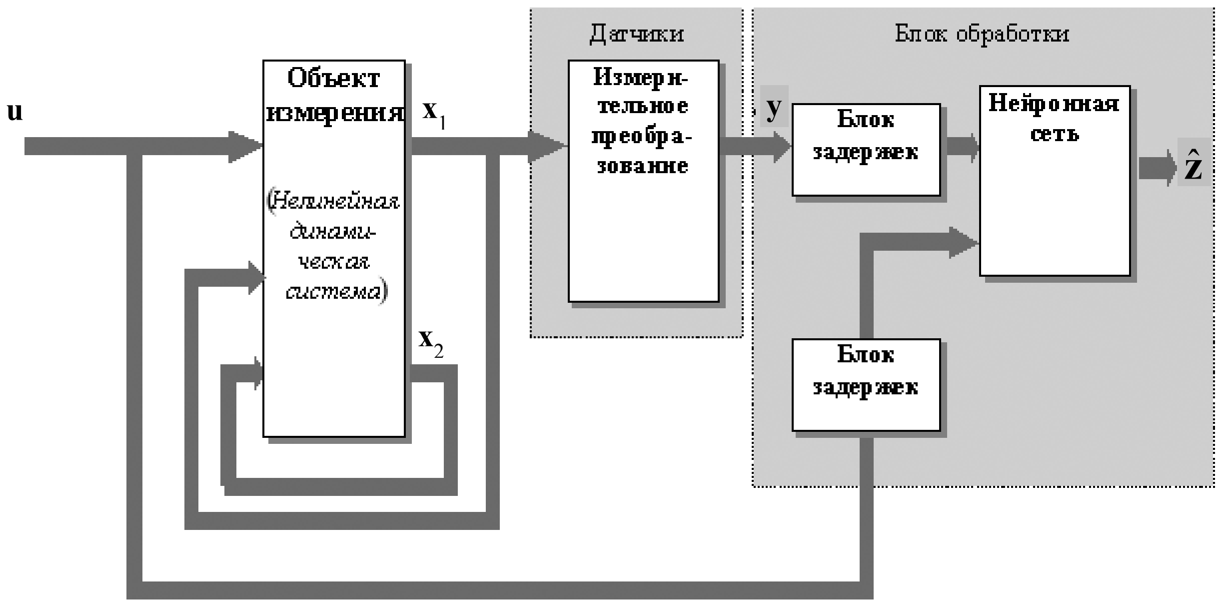

Рис. 3. Измерение параметров состояния с использованием динамической нейронной сети

человека при хроническом заболевании diabetes mellitus. Общая характеристика взаимосвязей, реализованных в анализируемой задаче, отражена структурой на основе рекуррентной сети, показанной на рис. 3.

Таким образом, применение рекуррентной нейронной сети, моделирующей пространство состояний и внешнее управляющее воздействие на контролируемый объект, позволяет эмулировать систему измерений и после обучения сети выполнять измерения параметров сложного объекта класса нелинейных динамических систем в условиях недостатка априорных знаний об объекте измерения и невозможности получить адекватную модель объекта.

Приведенная на рис. 2 нейронная сеть — рекуррентный многослойный персептрон — обобщает свойства сети Элмана и модели пространства состояний. Выходной слой может иметь активационные функции любого вида, не обязательно линейные, которые обычно чаще используют в модели пространства состояний.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

- При неполноте знаний о контролируемом

сложном объекте класса многопараметрических нелинейных динамических систем уравнения измерений (передаточной функции измерительной системы) и динамики объекта в модели пространства состояний имеют существенно сложный вид (сравнительно с хорошо разработанным линейным случаем). Эти уравнения получены методом рекурсивного преобразования и учитывают не только непосредственные измерения параметров состояния, но и сложную взаимосвязь выхода ИС с задержанными внешними управлениями и параметрами состояния, непосредственно воздействующими на датчики ИС.

▪ Таким образом, предложен косвенный метод измерения характеристик динамических систем по неполному вектору параметров состояния объекта с использованием нейронных сетей, имеющих различную архитектуру в зависимости от класса измеряемого объекта. Метод реализован в медико-технической системе измерений, но применим в более широкой области приложений, связанных с измерительными и управляющими системами.

▪ Для обеспечения удовлетворительной точности измерения требуется достаточно высокая точность измерения управляющих воздействий, точность оценивания и стабильность операторов **A** и **B**, характеризующих процессы в объекте.

▪ Процесс измерения может быть построен только на основании управляющих воздействий и начального состояния системы (так называемая событийная модель). В этом случае требуется полная управляемость объекта по всем состояниям и более высокие требования к точности измерения управляющих воздействий, к точности оценивания операторов **A** и **B** и их стабильности.

▪ Таким образом, предложен косвенный метод измерения характеристик динамических систем по неполному вектору параметров состояния объекта с использованием нейронных сетей, имеющих различную архитектуру в зависимости от класса измеряемого объекта. Метод реализован в медико-технической системе измерений, но применим в более широкой области приложений, связанных с измерительными и управляющими системами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Левин С.Ф.* Об измерительных задачах косвенного контроля технического состояния летательных аппаратов // Измерительная техника. 1996. № 5. С. 9–13.
2. *Андреев Ю.Н.* Управление конечномерными объектами. М.: Наука, 1986. 424 с.
3. *Малыхина Г.Ф., Исаева Л.Л.* Пакет программ для идентификации моделей газотурбинного двигателя по экспериментальным данным // М.: Фонды алгоритмов и программ НИВЦ МГУ, 1987. 90 с.
4. *Мироновский Л.А.* Моделирование динамических систем. СПб.: Изд-е ЛИАП, 1992. 92 с.
5. *Haykin S., Van Deen B.* Signals and Systems. N.Y.: Willey, 1998. 389 p .
6. *Гроп Д.* Методы идентификации систем. М.: Мир, 1979. 302 с.
7. *Cybenko G.* Approximation by Superposition of a Sigmoid Function // Mathematics of Control, Signal and Systems. 1989. N 2. P. 303–314.
8. *Funahashi K.* On the Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Network // Neural Networks. 1989. N 2. P. 183–192.
9. *Малыхина Г.Ф., Меркушева А.В.* Метод контроля состояния подсистемы (объекта) при неполной измерительной информации, отражающей ее динамику. I. Анализ структуры нейронной сети, приспособленной к динамическому характеру анализируемой информации // Научное приборостроение. 2004. Т. 14, № 1. С. 72–84.
10. *Малыхина Г.Ф., Меркушева А.В.* II. Нейронные сети, отражающие динамику входной информации и построенные на принципе обратных связей (рекуррентные сети) // Научное приборостроение. 2004. Т. 14, № 3. С. 11–32.

Санкт-Петербург

Материал поступил в редакцию 29.07.2004.

PLANT (SUBSYSTEM) STATE CONTROL AT INCOMPLETE MEASUREMENT INFORMATION ON THE PARAMETER SET DETERMINING ITS DYNAMICS. III. RECURSIONS FOR PLANT DYNAMICS AND PLANT PARAMETERS MEASUREMENT USING NEURAL NETWORKS

G. F. Malykhina, A. V. Merkusheva

Saint-Petersburg

A sufficiently great number of measurement problems arises from the necessity to estimate multidimensional (vector) characteristic of the controlled plant state and, as a matter of fact, relates to the problems of measuring dynamic system parameters. The current state of a dynamic system (DS) is represented by a set of parameters, the value of which depends on the system whole preceding behavior, and determines the evolution of the future behavior. Control of such object by means of measurement systems (MS) is essentially complicated by the fact that lack some state parameters do not influence measurement sensors, i.e. by incomplete measurement information. The problem is solved by transforming the equations describing the object dynamics and MS into recursive form. The use of neural network (NN), algorithms with adaptive reaction to changing input data, allows one to simulate (without direct digital methods) the dynamics of object-state parameters that does not influence MS sensors.