ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МИКРООБЪЕКТОВ В ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

М.Кувватов

Узбекистан, Самаркандский государственный университет

Применение интеллектуальных систем в исследованиях, где требуется разработка баз данных и новой информационной технологии визуализации изображений, классификации и распознавания микрообъектов сопряжено с решением сложных научно-технических задач. Актуальность исследований в этом направлении состоит в том, что микрообъекты отличаются друг от друга своей внешней структурой, а в разработках, связанных с обработкой изображений микрообъектов, требуется быстро и точно определять разновидности объектов, принадлежность к какому-либо классу на основе их геометрических форм и других специфических характеристик. Решение такого рода задач связано с разработкой моделей и алгоритмов адаптивного управления на основе нейронной сети. Адаптивное управление характеризуется новой постановкой задачи, в которой учитываются влияния случайных возмущений на параметры системы и обеспечением эффективного функционирования системы в условиях постоянно действующих помех.

Особенность адаптивных моделей состоит в отсутствии изначальных знаний о математической модели объекта управления, будь то дифференциальные уравнения или плотности вероятностей случайных внешних воздействий, т.е. объект рассматривается как черный ящик, подвергающийся неизвестным случайным воздействиям. Исследователю доступны только его входы и выходы. Цель системы управления при этом состоит в том, чтобы в процессе функционирования определить закон регулирования, обеспечивающий оптимальное поведение объекта. На рис.1 приведена общая схема адаптивной системы управления любым объектом.

Рис. 1.

В адаптивной постановке поведение исследуемого микрообъекта в пространстве описывается функциональной моделью:

$$P\{u(t), y(t), x(t)\}. \qquad (1)$$

Модель связывает вектор входных воздействий $\mathbf{u}(t)$ с вектором выходных сигналов $\mathbf{y}(t)$ и учитывают влияние вектора помех x(t). При решении рассматриваемой задачи не требуется полное описание динамического поведения объекта, достаточно отражения только его функциональных связей. На рис.2 представлена модель динамической системы, в которой учитываются влияние посторонних факторов x(t).

Рис. 2.

Введем векторы $\boldsymbol{u}(t)=(u_1(t), u_2(t),\ldots, u_p(t))^T$, $\boldsymbol{x}(t)=(x_1(t),x_2(t),\ldots,x_n(t))^T$ и $\boldsymbol{y}(t)=(y_1(t),y_2(t),\ldots,y_m(t))^T$. Здесь $u_i(t)$ и $y_i(t)$ — вход и выход системы, соответственно, $x_i(t)$ — переменная состояния системы, p — размерность входного пространства, m — размерность выходного пространства, а n — порядок системы.

Динамика такой системы описывается

системой дифференциальных уравнений:

$$\frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = \Phi(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)), \qquad t \in \Re^{+};$$

$$\mathbf{y}(t) = F(\mathbf{x}(t)). \qquad (2)$$

Здесь вектора функции $\Phi=(\phi_1,\phi_2,..., \phi_n)$ и $F=(f_1,f_2,...,f_m)$ — статические нелинейные преобразования $\Phi: \Re^n \times \Re^p \to \Re^n$, $F: \Re^n \to \Re^m$. Вектор $\mathbf{x}(t)$ описывает состояние системы в момент времени t. Он определяется состоянием системы в начальный момент $t_0<t$ и входом $\mathbf{u}$, определенном на интервале $[t_0,t)$. Выход системы $\mathbf{y}(t)$ полностью определяется состоянием системы $\mathbf{x}$ в момент t.

Представляет интерес также дискретное описание динамической системы. Для этого введем разбиение по времени $t_0,t_1,t_2,....$ где $t_{i+1}=t_i+\mathrm{D}t$, и обозначим $\mathbf{x}(t_k)$, $\mathbf{y}(t_k)$ и $\mathbf{u}(t_k)$ как $\mathbf{x}(k)$, $\mathbf{y}(k)$ и $\mathbf{u}(k)$, соответственно. Тогда динамику системы опишем следующими разностными уравнениями:

$$\mathbf{x}(k+1) = \Phi(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k));$$

$$\mathbf{y}(k) = F(\mathbf{x}(k)). \qquad (3)$$

Здесь Φ и F аналогичны преобразованиям в (2).

Уравнения (2, 3) представляют динамику системы, как преобразование вход-выход. Определено, что при решении задач визуализации изображений и распознавания микрообъектов для описания систем управления с нейросетевыми элементами более удобным является дискретное представление объекта управления [1,2]. В связи с этим, в исследованиях нами рассматриваются динамическое описание в виде (3). Тем не менее, результаты, полученные для дискретного описания, могут быть распространены и на непрерывный случай.

В настоящей работе нами решена важная задача идентификации параметров динамической системы. Критерием идентификации является то, что построенная идентификационная модель $\hat{P}$ аппроксимирует параметры объекта P:

$$\|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\| = \|\hat{P}(\mathbf{u}) - P(\mathbf{u})\| \le \varepsilon, \quad \mathbf{u} \in U, \qquad (4)$$

для некоторого заданного $\varepsilon >0$ и определенной нормы $\|.\|$. Здесь $\hat{\mathbf{y}} = \hat{P}(\mathbf{u})$ — выход идентификационной модели, U — допустимое множество адаптации, оператор P неявно определен парами сигналов вход-выход $\{\mathbf{u},\mathbf{y}\}$.

В связи с этим, выбор класса, к которому принадлежит оператор $\hat{P}$, и самого оператора определяется множеством факторов, связанных с требуемой точностью и аналитической трактуемостью модели. Основным предъявляемым требованием является обеспечение адекватности представления P с помощью $\hat{P}$, возможность ее расширения и дополнения, а также возможность использования представленной модели в реальном масштабе времени. Следует также отметить, что выбор $\hat{P}$ зависит и от имеющейся априорной информации о структуре и характере объекта.

Благодаря своим универсальным аппроксимирующим свойствам, нейронные сети (НС) представляют собой мощный инструмент для решения задачи распознавания изображений микрообъектов, в которой идентификация параметров основывается на дискретные идентификационные модели, т.е. на нейроэмуляторы (НЭ) или предикторы. В общем случае идентификационная модель НС представляется следующим нелинейным уравнением:

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = NN(\hat{\mathbf{y}}(k), \hat{\mathbf{y}}(k-1), \dots, \hat{\mathbf{y}}(k-l_1), \mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-l_2))$$

где $NN(.)$ — преобразование вход-выход, выполняемое НС,

l_1 — глубина задержки обратной связи по выходу НЭ,

l_2 — глубина задержки по входу НЭ.

В работе рассмотрены одношаговые и краткосрочные предикторы. В реализованном алгоритме использован одношаговый предиктор, осуществляющий предсказание выходного вектора объекта по его предыстории на один шаг вперед:

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = NN\big(\mathbf{y}(k), \mathbf{y}(k-1), \ldots, \mathbf{y}(k-l_1),$$

$$\mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \ldots, \mathbf{u}(k-l_2)\big)$$

Разработанные модели идентификации можно использовать также для прогнозирования параметров поведения сложных систем.

Литература:

1.Джуманов О.И., Жуманов И.И., Ахатов А.Р. Нейронная сеть распознавания и классификации микрообъектов на основе алгоритма Хопфилда // «Дифференциальные уравнения и их приложения»: Материалы респ. науч. конф. - СамГУ, Самарканд, 2005. - с. 46-48.

2. Джуманов О.И., Камилов М.М., Ахатов А.Р. Основные концепции визуализации изображений для распознавания и классификации микробиологических объектов // «Вестник ТГТУ». - 2006. - №1.- с.17-22.