

облучении биологических объектов. Известно, что кроме внешнего облучения, существует собственное инфракрасное излучение биологического объекта и характер общего излучения отражает состояние физиологических процессов биологического объекта. Получение измерительной информации о состоянии биологической ткани в различных условиях (облучение, охлаждение и т.д.), является сложной задачей исследования.

На характер воздействия инфракрасного излучения с биологической тканью влияют ее оптические свойства. Прогрев тканей тела в условиях инфракрасного нагрева вызывает естественную реакцию потоотделения. Температура кожного покрова, при которой начинается потоотделение, колеблется в значительных пределах. При этом температура кожи является интегральным показателем. Поэтому получение объективной измерительной информации о биологическом объекте важно для понимания биологических процессов.

Проведены исследования, согласно которым выделяется группа наиболее информативных параметров об изучаемых физиологических процессах, к которым относятся: температура и влажность кожи, спектральный коэффициент поглощения кожного покрова. Путем отслеживания таких параметров можно контролировать состояние системы потоотделения.

УДК 007:159.955

НЕЙРОИДЕНТИФИКАЦИЯ ДИНАМИКИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Волков Р.В., студент

*(Донской государственной технической университет,
г. Ростов-на-Дону, Россия)*

Нейросетевая парадигма системной идентификации автоматизированных технологических процессов интересна тем, что позволяет перейти на новые принципы адаптивного управления динамическими системами. Ассоциативно-эвристические возможности мозга при распознавание образов, самообучении и т.п. намного превосходят возможности современных «детерминистских» алгоритмов адаптации. Искусственные нейронные сети как существенно параллельно распределенные процессоры, обладающие способностью к

сохранению и репрезентации опытного знания [1], могут в какой-то степени эмулировать мозговую деятельность, расширяя возможности и повышая эффективность управления. Решенная А.Н. Колмогоровым и В.И. Арнольдом 13 проблема Гильберта (любую непрерывную функцию n переменных можно получить с помощью операций сложения, умножения и суперпозиции из непрерывных функций одного переменного [1]) обосновывает использование искусственных нейронных сетей (ИНС) как универсальных аппроксиматоров неявных нелинейных функций, заданных только некоторым множеством значений своих аргументов [2]. Поэтому системная идентификация - перспективная область применения ИНС.

Для исследования таких возможностей перцептронных ИНС [3] в работе рассмотрена задача системной идентификации распространенной динамической модели вида:

$$\frac{d^2 y(t)}{dt^2} + 1.4 * \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = u(t).$$

Для идентификации использовалась двухслойная прямонаправленная нейросеть, состоящая всего из 2-х сигмоидальных нейронов в скрытом слое (входной для нейросети) и одного адалина в выходном слое. Адалин используется для масштабирования значений дискретных выходов скрытого слоя.

Для решения задачи от исходной непрерывной модели второго порядка нужно перейти к дискретной, вида $y(t) = f(y(t - \Delta t), y(t - 2\Delta t), u(t))$, и подавать ее выходы на вход сети в момент времени t_1 - $y(t_1 - \Delta t), y(t_1 - 2\Delta t), u(t_1)$. Множество тренировочных шаблонов: $\{P, T\}$, $P_i = y(t_i - \Delta t), y(t_i - 2\Delta t), u(t_i)$, $T_i = y(t_i)$, где $u(t)$ – ступенчатые воздействия, $y(t)$ – реакция ОУ, на промежутке времени $[0 \ 100]$ (рис.1). Цель идентификации – "научить" нейросеть с минимальной ошибкой моделировать реакцию объекта на ступенчатое входное воздействие, т.е. $a(t) = f(y(t - \Delta t), y(t - 2\Delta t), u(t))$, $|a - y| < \varepsilon$.

При обучении нейросети с использованием ППП SNNS [4] за 100 циклов отработка ее тренировочных шаблонов осуществляется с ошибкой всего $|\varepsilon| < 2 * 10^{-3}$. Для объективного тестирования оценивалась реакция нейросети на ступенчатое единичное воздействие. Оказалось, что $|\varepsilon| < 6 * 10^{-3}$ (рис. 2).

Еще один тест обработки задающего воздействия, представленного на рис. 3 (задающее воздействие вместе с реакцией нейросети и объекта, и ошибка предсказания). Реакция ИНС показывает, что на небольшом множестве тренировочных шаблонов (10 различных ступенчатых воздействий) и небольшом числе циклов она "научилась" обрабатывать ступенчатые воздействия с амплитудами [1], работая как краткосрочный предсказатель.

Таким образом, образом нейросеть корректно обрабатывает ступенчатые воздействия, которым она не обучалась, например, единичное, хотя в тренировочном шаблоне воздействий с такой амплитудой не было. Такой эффект можно рассматривать как обобщение опыта на тех тренировочных шаблонах, которые предъявлялись нейросети на этапе обучения.

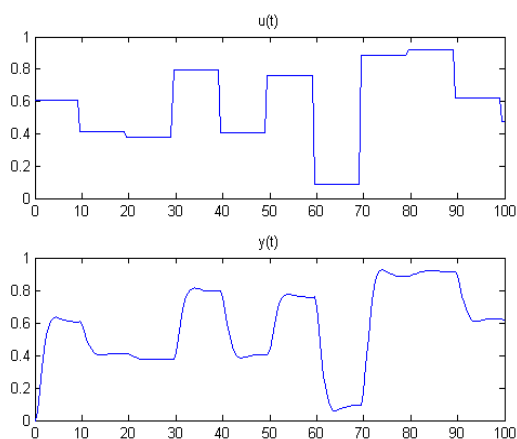


Рис. 1 Тренировочные шаблоны

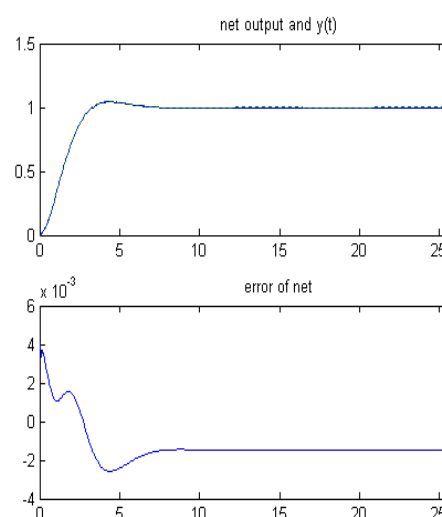


Рис. 2 Реакция нейросети на единичное ст

Проведенное исследование показывает перспективность применения парадигмы искусственных нейронных сетей к задачам управления. Функционирование ИНС, как краткосрочного предсказателя поведения объектов и систем, позволяет расширить ее применение не только в задачах системной идентификации, но и в задачах адаптивного управления, для выработки управляющего воздействия на основе информации о будущем поведении ОУ.

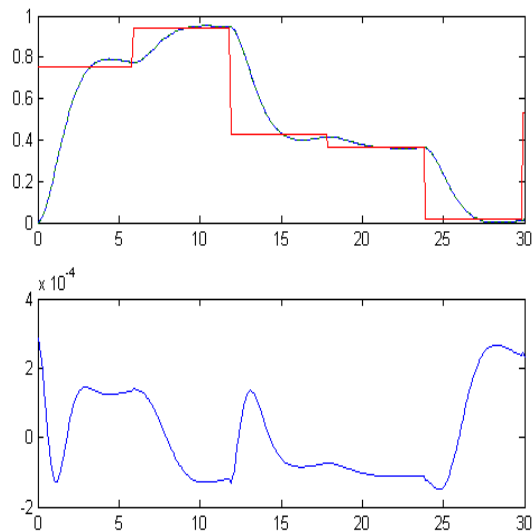


Рис.3 Обработка ступенчатых воздействий

Перечень ссылок

1. Вороновский Г.К., и др. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. – Х.: Основа, 1997, 112 с.
2. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. - ВГУ, 1999, 76 с.
3. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики: Перцептрон и теория механизмов мозга. – М.:Мир, 1965. 480с.
4. Zell A. Stuttgart Neural Network Simulator User Manual. University of Stuttgart, 1995, 312 p.