

## **Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами.**

Клепиков В.Б., Сергеев С.А., Махотило К.В., Обруч И.В.

### *Введение. Основные свойства сети*

Хотя существующие методы синтеза систем автоматического управления электроприводами, как, например, модальное управление, позволяют создавать системы с достаточно высокими показателями регулирования, их практическая реализация сопряжена с рядом технических трудностей. К ним относится необходимость измерения трудноизмеряемых координат, например, таких как упругий момент, невозможность в отдельных случаях реализовать на практике синтезированные параметры из-за существующих в реальных электроприводах ограничений по тем или иным величинам и др. Вполне естественна идея заменить применяемые линейные регуляторы нелинейными, которые при меньшем числе сигналов от измеряемых координат обеспечивали бы требуемое выходное управляющее воздействие для объекта регулирования. Такую возможность обеспечивает нелинейный регулятор, реализуемый в виде нейроконтроллера, который представляет собой нейронную сеть, функционирующую по принципу биологических нейронных сетей. Учитывая специфику понятий и терминологии, прежде всего, осветим, вкратце, эту сторону вопроса.

Когда говорят об истории становления искусственных нейронных сетей (ИНС) как научного направления, отсчет начинают с работ Мак-Каллока, Питса [1] и Розенблатта [2], породивших в свое время большие надежды у кибернетиков, но вскоре незаслуженно забытых. Повторное возрождение интереса к ИНС в 80-х во многом связан с именем Д. Румельхарта [3], переоткрывшего алгоритм обучения нейронных сетей, известный как алгоритм обратного распространения ошибки.

Что же такое ИНС? В простейшем случае она представляет собой, подобно сети нервных клеток, упорядоченную по слоям совокупность элементов, называемых нейронами (рис.1).

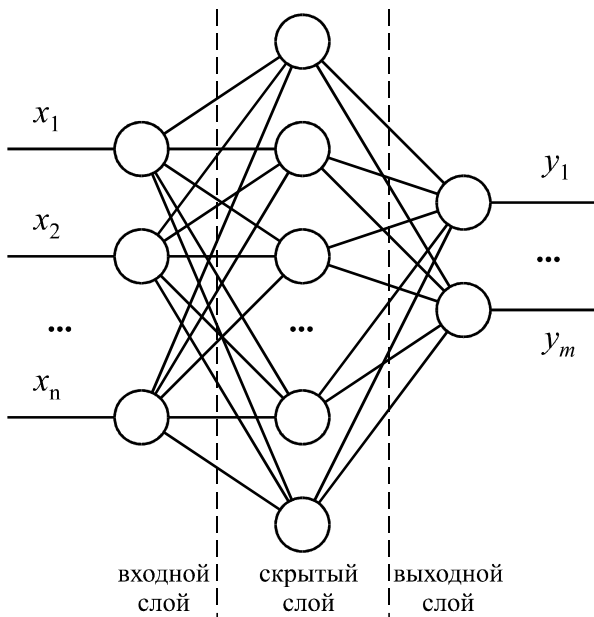


Рис. 1. Схема трехслойной ИНС

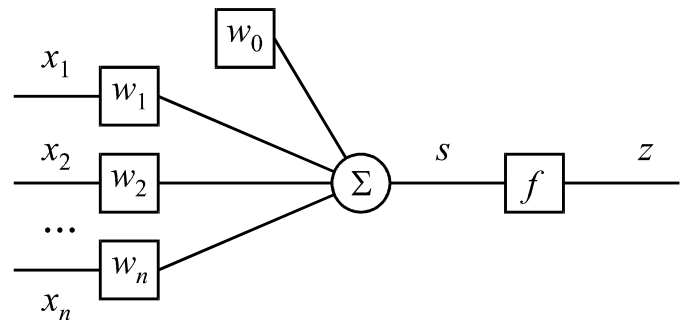


Рис. 2. Модель нейрона

Нейроны из разных слоев соединяются между собой связями так, чтобы каждый нейрон из последующего слоя получал сигналы от всех нейронов предыдущего слоя. Сигналы  $x_i$ , поступающие на вход каждого нейрона (рис. 2), суммируются  $s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0$ , где  $w_0$  — смещение,  $w_i$  — вес  $i$ -той связи и затем преобразуются в выходной сигнал нейрона в соответствии с выбранной активационной функцией  $z=f(s)$ . В большинстве случаев при решении задач управления активационная функция нейронов входного и выходного слоев являются линейной, а нейронов скрытого слоя — нелинейной. Таким образом, входной слой ИНС воспринимает вектор входных сигналов  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  и формирует сигнал  $\mathbf{z}=(z_1, z_2, \dots, z_m)$  на нейронах скрытого слоя. Вектор выходов нейронной сети  $\mathbf{y}=(y_1, y_2, \dots, y_m)$  снимается с выходного слоя.

При работе с сетью различают два принципиально различных режима — обучение и работу. При обучении нейронной сети на ее вход подается некоторый тренировочный вектор входных сигналов, а значения весов связей  $w_i$  и

сдвигов  $w_0$  нейронов скрытого и выходного слоев варьируются до тех пор, пока сеть не научится отображать некоторый набор  $N$  тренировочных входных векторов в набор желаемых выходных. Для оценки качества работы сети обыкновенно используется сумма квадратов ошибок  $E$  по выходам ИНС для всех тренировочных сигналов:

$$E = \sum_{j=1}^N \|\mathbf{d}_j - \mathbf{y}_j\|^2, \quad (1)$$

где норма  $\|\cdot\|$  — евклидова,  $\mathbf{d}_j, \mathbf{y}_j$  —  $j$ -е значение вектора желаемых и фактических выходов сети, соответственно.

Если удастся так настроить сеть, чтобы величина  $E$  не превышала некоторую величину одновременно для всех совокупностей входных сигналов, процесс обучения полагают законченным, после чего параметры сети фиксируют, а саму сеть считают готовой к работе. Благодаря обучению сеть приобретает способность различать не только тренировочные сигналы, предъявленные в процессе обучения, но также хорошо справляться с любыми другими допустимыми сигналами, классифицируя их по совокупностям признаков.

### 1. Нейросетевые технологии в управлении

На рис. 3 показана схема использования нейроконтроллера для управления объектом по командам  $U_3(k)$ , в дискретные моменты времени [4].

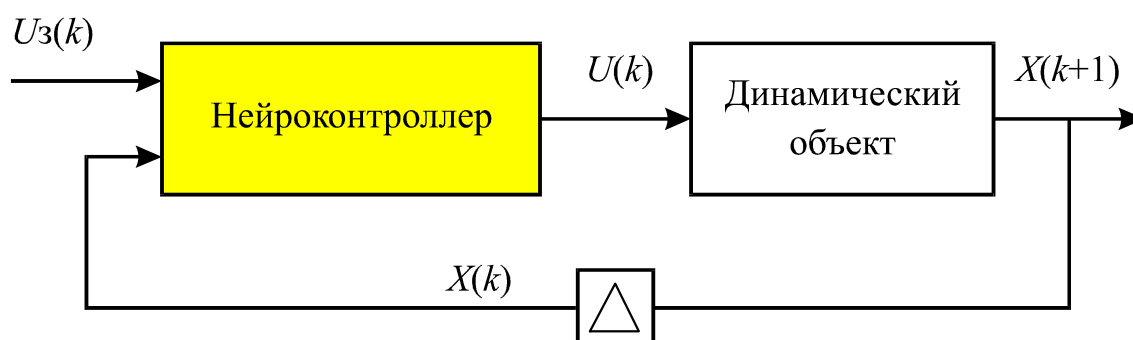


Рис. 3. Управление объектом при помощи нейроконтроллера

А обучение самого нейроконтроллера непосредственно по входным и выходным данным объекта может быть произведено с помощью схем, представленных на рис. 4.

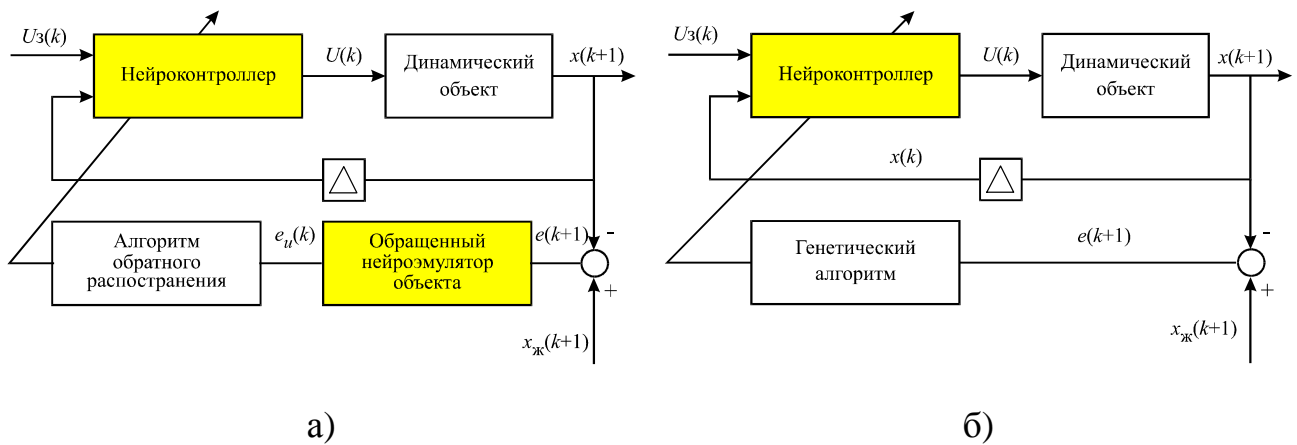


Рис. 4. Схемы обучения нейроконтроллера;

- а) обучение нейроконтроллера при помощи алгоритма обратного распространения ошибки; б) применение генетического алгоритма для оптимизации параметров нейроконтроллера

Цель обучения — придание нейроконтроллеру способности вырабатывать последовательность управляющих воздействий  $U(k)$ , переводящую объект из произвольного начального состояния в заданное конечное состояние за конечное число шагов. Алгоритм обратного распространения ошибки вполне годится для этой цели, но он требует информации об ошибке на выходном слое ИНС.

Для получения такой информации в схеме рис. 4,а предусмотрен обращенный нейроэмулятор объекта, с помощью которого выделяется эквивалентная ошибка, соответствующая ошибке на входе объекта. Иначе говоря, его роль сводится к преобразованию ошибки на выходе объекта в выходной сигнал на выходе нейроконтроллера. После однократного обучения нейроконтроллера вся процедура повторяется для случайно выбранного начального состояния снова и снова, пока параметры сети не сойдутся к значениям, удовлетворяющим любые начальные условия.

Один из недостатков алгоритма обратного распространения ошибки заключается в том, что по своей сути он является локальной оптимизирующей процедурой. Вместе с тем, ошибка, вычисляемая по (1), используемая для

оценки качества ИНС, является, в силу достаточно большого числа определяемых параметров сети, многоэкстремальной функцией параметров сети, поэтому для поиска ее минимума требуется, соответственно, глобальный метод. Вот почему в последнее время все большее внимание уделяется применению для тренировки ИНС генетических алгоритмов (ГА) – эффективных методов глобальной оптимизации, заимствующих у Природы механизмы рекомбинирования генетической информации, обеспечивающие адаптационные перестройки внутри популяции. Сочетание этих двух вычислительных технологий (ИНС и ГА) рассматривается сегодня как потенциальный источник будущего прогресса в сфере эволюционного моделирования. Кроме присущей ему глобальности, ГА, как тренировочная процедура, обладает тем преимуществом по сравнению с алгоритмом обратного распространения ошибки, что он способен тренировать нейроконтроллер сразу по выходным характеристикам объекта, как это показано на рис. 4,б [5].

## 2. Управление электроприводом

Использование ИНС и ГА в электроприводе проиллюстрируем на примерах решения задачи устранения фрикционных автоколебаний в электромеханических системах с нелинейной нагрузкой типа пара трения. В одномассовой и особенно двухмассовой системах с упругим кинематическим звеном подобные колебания могут возникать при нахождении рабочей точки на «падающем» участке характеристики трения.

### 2.1. Одномассовая электромеханическая система

Структурная схема одномассовой системы с нейроконтроллером и нелинейной нагрузкой типа пара трения [6] представлена на рис. 5.

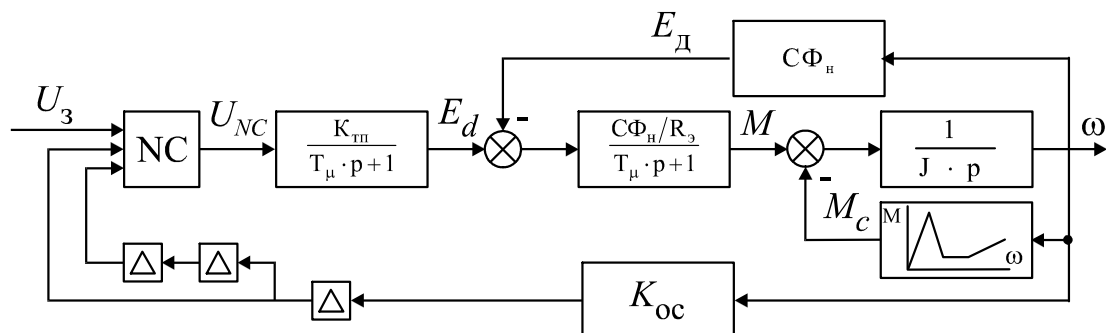


Рис. 5 Структурная схема электропривода с нейроконтроллером и нагрузкой типа пара трения

Применение нейроконтроллера позволяет решить рассматриваемую задачу, используя одну обратную связь по легко измеряемой координате, причем, кроме устойчивости, обеспечить требуемые ограничения по координатам электропривода и качество переходных процессов. Сущность синтеза нейроконтроллера заключается в определении значений сдвигов и весовых коэффициентов нейронов входного, скрытого и выходного слоев. Первоначально, произвольно, были заданы диапазоны изменения параметров сети в диапазоне  $[-0,5; +0,5]$ , а также установлен исходный размер популяции, то есть сочетаний значений параметров нейронной сети. Значения выше указанных величин выбираются таким образом, чтобы при последующем определении сочетаний значений весовых коэффициентов и сдвигов нейронов обеспечить достаточно большое число вариантов этих сочетаний («особей»), среди которых заключен оптимальный или близкий к нему вариант. Каждое сочетание значений весовых коэффициентов определялось стохастически, с помощью компьютера по специально разработанной программе. После подбора исходных значений весовых коэффициентов были промоделированы динамические режимы исследуемой системы и отобраны «родители» для нахождения последующих вариантов сочетаний значений весовых коэффициентов («потомков»), обеспечивающих лучшие динамические показатели по сравнению с другими вариантами. Критерием отбора «потомков» была принадлежность к наименьшим значениям интеграла среднеквадратичной ошибки за 10 с переходного процесса. При получении новых, принимаемых к рассмотрению вариантов весовых значений, использовались генетические операторы: кроссовер, мутация и инверсия. В дальнейшем, процесс отбора «потомков», обеспечивающих наилучшие динамические показатели, многократно повторялся по выше изложенному алгоритму.

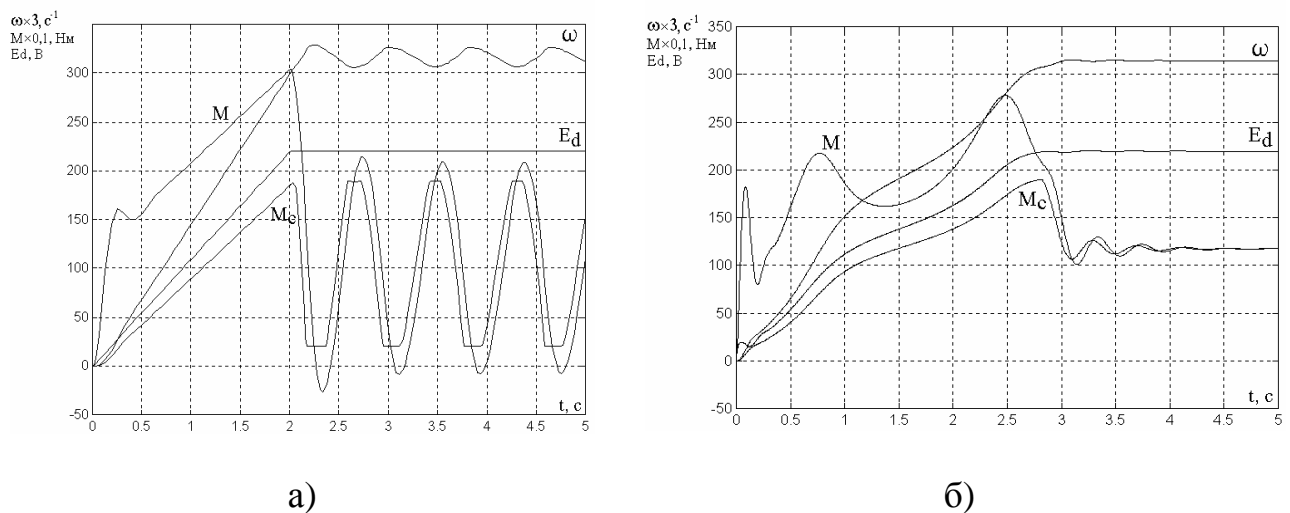


Рис. 6. Переходные процессы в разомкнутой одномассовой электромеханической системе а) и в системе с нейроконтроллером б)

В результате была получена устойчивая система, переходной процесс которой представлен на рис. 6,б. Как видно из временной диаграммы, автоколебательный процесс устранен, а динамические показатели качества достаточно приемлемы. Для сравнения на рис. 6,а приведен переходной процесс в системе без нейроконтроллера.

### 3.2 Двухмассовая электромеханическая система

Так как наиболее часто последствия фрикционных автоколебаний проявляются в виде поломок кинематических звеньев, расчетная схема которых может быть представлена в виде двухмассовой системы с упругой кинематической связью, то целесообразно рассмотреть задачу построения нейросетевой системы управления именно для такого класса электромеханических систем [7]. Рассмотрим двухмассовую электромеханическую систему с нейроконтроллером, структурная схема которой в обобщенных параметрах представлена на рис. 7. Здесь  $p_* = p \cdot \Omega_{1,2}$  - безразмерный оператор дифференцирования,  $\gamma = \frac{J_1 + J_2}{J_1}$  - коэффициент инерции системы,  $T_{\omega_1}^* = \frac{J_1}{\beta} \cdot \Omega_{1,2}$  - безразмерная электромеханическая постоянная времени,  $\nu = \Omega_{1,2}^2 / \Omega_{эм}^2$  - отношение квадратов частот не демпфированного механического резонанса и электромеханического резонанса,  $b$  - отношение жесткости механической характеристики нагрузки к мо-

дулю жесткости механической характеристики электродвигателя. Данный набор относительных, безразмерных параметров, полностью характеризуют динамические свойства описываемой системы.

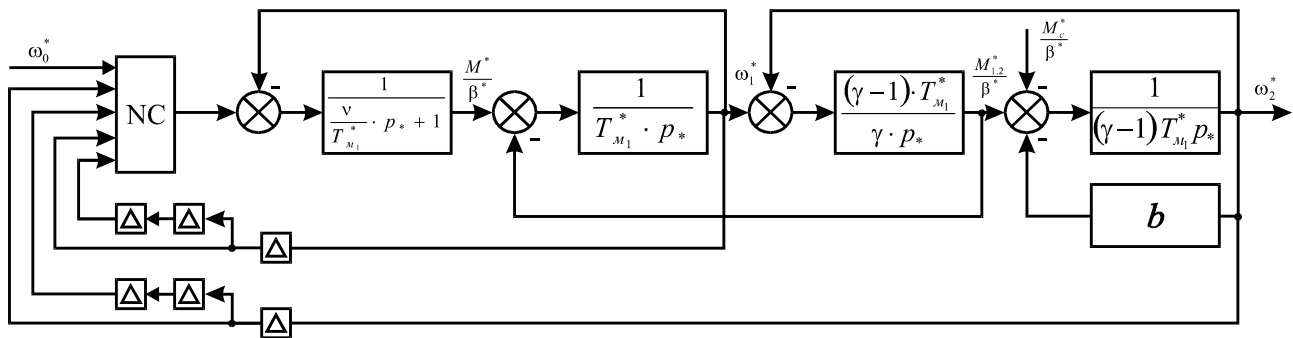


Рис. 7. Структурная схема двухмассовой электромеханической системы с отрицательным вязким трением в обобщенных параметрах

Преимуществом такой формы представления модели систем, по сравнению с традиционной, является возможность получить законы управления для объектов с различными значениями физических параметров.

Решение задачи устранения фрикционных автоколебаний и обеспечение заданных показателей качества регулирования с помощью нейросетевого управления проиллюстрируем на примере системы с параметрами  $T_{M1}^* = 8$ ,  $\gamma = 1,1$ ,  $\nu = 0,9$ ,  $b = -0,2$ . Выполним нейроконтроллер на базе трехслойной прямоуправленной сети типа многослойный перцептрон с тангенциальными активационными функциями нейронов скрытого слоя и линейными входными и выходными нейронами. Попытка решения задачи синтеза нейросетевой системы управления в рамках схемы с одной обратной связью по скорости последней массы, использовавшейся для одномассовых электромеханических систем, оказалась неудачной. Особенностью данной двухмассовой электромеханической системы является ее неустойчивость в разомкнутом состоянии при любых управляющих сигналах, в отличие от одномассовой модели, рассмотренной выше, которая при некоторых входных сигналах была устойчива. Поэтому, ни при каких вариантах размера скрытого слоя нейроконтроллера и количества задержек обратной связи систему управления не удавалось сделать устойчивой.



Вследствие выше сказанного, для решения поставленной задачи было предложено ввести в нейросетевую систему управления две обратные связи по скорости первой и второй массы. Благодаря этому, нейроконтроллер получает информацию, позволяющую ему обнаруживать и устранить фрикционные автоколебания скорости и момента. По каждой обратной связи были введены два элемента задержки. Таким образом, на входной слой нейроконтроллера, состоящий из 5 нейронов, поступают сигнал задания и четыре значения сигналов обратных связей в дискретные моменты времени. Размер скрытого слоя нейроконтроллера был выбран равным 10 нейронам, выходной слой состоит из одного нейрона, который выдает сигнал управления электромеханической системой.

Рабочий диапазон входных сигналов нейросетевой системы управления равен  $[-1,+1]$ , поэтому для синтеза нейроконтроллера использовались скачкообразные сигналы амплитуд  $-1, -0,5, 0, 0,5,$  и  $1$ . Синтез нейроконтроллера выполнялся с помощью генетического алгоритма в процессе минимизации интегрального критерия качества  $F$ :

$$F = \frac{1}{N \cdot t_p} \sum_{j=1}^N \int_0^{t_p} \left( e_j + \frac{k}{|e_j| + \varepsilon} \frac{de_j}{dt} \right)^2 dt, \quad (2)$$

$$e_j = ((\omega_3)_j - \omega_2)^2 t^2,$$

где  $e$  — ошибка по выходной координате;  $N$  — количество тестовых сигналов;  $t_p$  — время переходного процесса;  $\varepsilon$  — малая положительная постоянная, принятая  $0,01$ ;  $(\omega_3)_j$  —  $j$ -й тестовый сигнал (задание на скорость);  $\omega_2$  — скорость второй массы;  $k$  — масштабный коэффициент, лежащий в пределах  $10 — 1000$ .

На рис. 8,б представлен переходный процесс в вышеописанной электромеханической системе. Для сравнения на рис. 8,а представлен переходный процесс в разомкнутой системе, т.е. без нейроконтроллера.

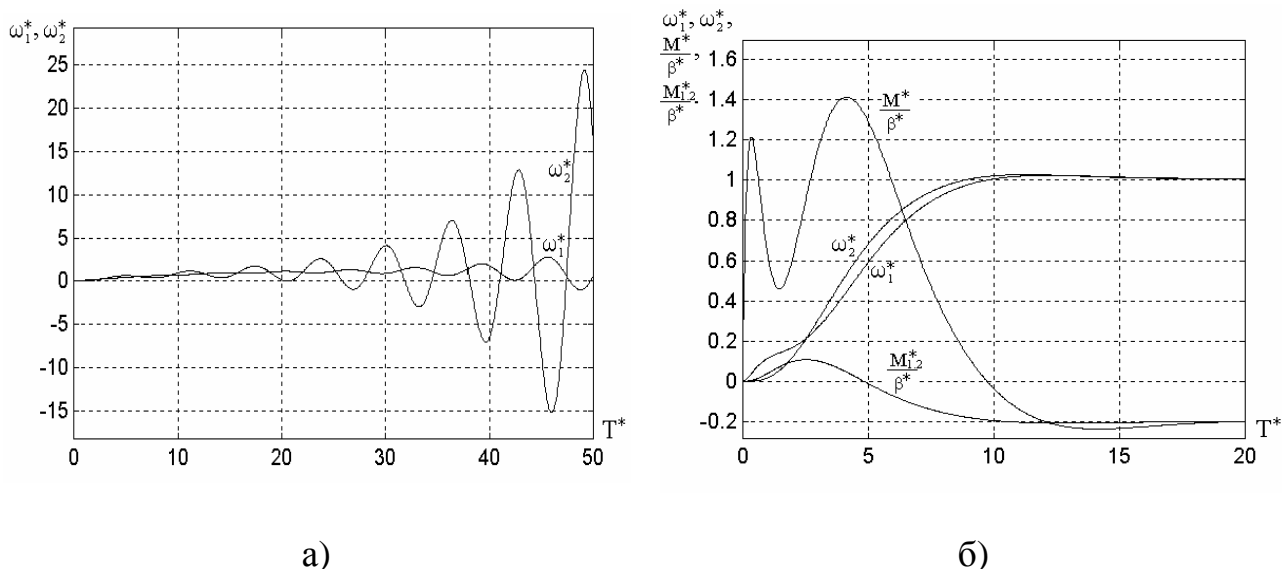


Рис. 8. Переходные процессы в разомкнутой двухмассовой электромеханической системе а) и в системе с нейроконтроллером б)

Результаты выполненных исследований показывают, что с помощью нейронных сетей в рамках разработанной методики синтеза нейросетевых систем управления удастся решать задачу устранения упругих фрикционных автоколебаний в двухмассовой электромеханической системе с нагрузкой типа пара трения.

### 3. Литература

1. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of ideas imminent in nervous activity // *Bulletin Mathematical Biophysics*.- 1943.- 5.- pp.115-133 (Имеется перевод: Дж.Маккаллох, У.Питтс. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности // *Автоматы*. М.: ИЛ, 1956).
2. Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*.- 1958.- 65.- pp.386-407.
3. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning internal representation by error propagation // In: D.E.Rumelhart and J.L.McClelland (Eds.) *Parallel Distributed Processing, Vol. I Foundations*. Cambridge, MA: MIT Press.- 1986.- pp.318-362.

4. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // *IEEE Trans. on Neur. Net.*- 1990.- vol.1.- N 1.- pp. 4-27.
5. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашов, С. А. Сергеев. – Харьков: Основа, 1997. – 112 с.
6. Клепиков В. Б., Махотило К. В., Обруч И. В. Синтез нейросетевой системы управления одномассовой электромеханической системы с отрицательным вязким трением при ограничении координат электропривода // Труды конф. «Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика», Крым, Алушта, 15 – 20 сент. 1997, – Харьков: Основа, 1997. – сс. 19 – 21.
7. Клепиков В. Б., Махотило К. В., Обруч И. В., Камаль Наджи. Нейросетевая система управления электромеханической системой с отрицательным вязким трением // Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика. Вестник ХГПУ, специальный выпуск, – Харьков: ХГПУ, 1998. – сс. 378 – 380.