

3. Воїнова С.О. Про вплив режиму експлуатації технічних об'єктів на їхню надійність/ Щоквартальний наук.-вир. журнал «Автоматизація технологічних і бізнес-процесів», №2.- Одеса: ОНАХТ, 2010.- С. 32-35.
4. Воїнова С. А. Об управлении траекторией расходования техническими объектами ресурса работоспособности/ Новые и нетрадиционные технологии в ресурсо- и энергосбережении. Матер. научно-техн. конф. 9-10 сент. 2010 г.- Одесса-Киев: АТМ України, 2010. С. 31-34.
5. Воїнова С. О.Можливість управління екологічною характеристикою технічних об'єктів «Фізич. і комп'ютерн. технології»/ Тр. 11-ой Междунар. н.-т. конф. (2 – 3 июня. 2005 г., Харьков).- Харьков: ХНПК «ФЭД», 2005. – С. 221 – 223
6. Воїнова С. О. Деякі особливості задачі управління екологічною ефективністю технічних об'єктів/ Труды 15-ой Междунар. науч.- техн. конф. «Фізич. і комп'ютерные технологии». (2-3 декабря 2009 г., Харьков).– Харьков: ХНПК «ФЭД», 2009. - С. 393.

УДК 62-933.6:004.032.26

ТЕХНОЛОГИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ РЕГУЛЯТОРОВ

Павлов А.И., к. т. н., доцент

Одесская национальная академия пищевых технологий, г. Одесса

Рассматривается последовательность проектирования регуляторов, использующих искусственные нейронные сети.

It is described the design of regulators in series exhausted artificial neural network.

Ключевые слова: система, регулятор, искусственная нейронная сеть.

Введение. Интерес к искусственным нейронным сетям (ИНС) быстро растет и в настоящее время уже поистине огромен. Но что касается их практического применения, то здесь достижения не очень значительны, особенно в решении задач управления, и тому есть причины. Одна из них – амбивалентность, которая, впрочем, вполне объективно обусловлена. Дело в том, что ИНС (в общем случае) – “черный ящик”, и не удивительно, что при первом знакомстве с ними возникает впечатление, сходное с мистическим. Создается само собой образ ИНС, как нечто загадочного, непонятного, необъяснимого и, как следствие, осторожного, если не сказать скептического, отношение к ним в части целесообразности их практического использования. Но такого рода предубеждение, своеобразный психологический барьер, необходимо преодолеть.

Искусственный нейрон – это весьма упрощенная (если не сказать примитивная) математическая модель биологического нейрона, а ИНС, в общем случае, это система, образуемая посредством агрегирования нескольких искусственных нейронов. Но свойства любой системы не являются простой суммой свойств ее частей: она обладает такими свойствами, каких нет ни у одной из ее частей в отдельности. Такое “внезапное”, “неожиданное” появление новых качеств у систем при их синтезе дало основание присвоить этому их свойству название эмерджентность (emergence (англ.) – возникновение из нечего). Оно особенно ярко проявляется в случае ИНС, но с той особенностью, что новые свойства такой системы определяются не только ее топологией, но и параметрами внутренних связей, а также структурой вектора входных сигналов.

Другая причина, тормозящая практическое использование ИНС в задачах управления ИНС имеет иное происхождение.

Научно-технический прогресс обычно развивается в соответствии со схемой: “от простого – к сложному”. Так в науке в целом принято разрабатывать несколько моделей какого-либо явления, процесса и т.п. Если выявляется, что более сложные модели не дают существенно лучших результатов, чем самая простая из них, то предпочтение обычно дают ей. Но, как видно из публикаций, посвященных применению ИНС для управления, их авторы используют отнюдь не самые простые сети видимо из соображений, что простейшая ИНС а priori принципиально не может дать высокого качества управления (что это не так будет показано ниже).

Любая созданная ИНС должна быть обязательно, прежде чем её применять на практике, обучена решению предназначенной для нее задачи. И тут возникают проблемы, тем более сложные, чем выше размерность ИНС. Даже в варианте сети, состоящей всего из нескольких десятков нейронов процесс обучения (а это время офисного компьютера) длится, как минимум, несколько часов. А в тех случаях, когда количество нейронов в сети измеряется сотнями и тысячами, её обучение представляет действительно очень сложную проблему, не разрешимую при использовании таких компьютеров.

Разработчики АСУ ТП, в части задач регулирования, в качестве базовых всё ещё используют классические ПИД-алгоритмы, для которых хорошо развита инфраструктура методической поддержки. “Очевидно, что широкое использование на практике в задачах регулирования более современных алгоритмов, альтернативных ПИД, можно ожидать только тогда, когда, во-первых, новые алгоритмы будут давать заметные преимущества в качестве разрабатываемых САУ, во-вторых, уровень развития инфраструктуры, поддерживающей разработку новых алгоритмов, будет не ниже, чем для ПИД-алгоритмов” [1].

Естественно возникает вопрос: а нельзя ли использовать (хотя бы частично) ту инфраструктуру, которая используется для ПИД-алгоритмов? А то, что использование ИНС в задачах регулирования (особенно, если

речь идет об автономных САР одного параметра) даёт весьма существенное ожидаемое возрастание качества управления подтверждается цифровым имитационным моделированием САР [2, 3, 4]. В этих моделях САР использовались малоразмерные ИНС (число промежуточных нейронов от пяти до одиннадцати); кроме того во всех моделях хорошо отражены статические и динамические свойства реальных технологических агрегатов, исполнительных механизмов и окружающей среды. Имеются основания утверждать, что новые алгоритмы, на основе, например, ИНС, докажут свои преимущества по сравнению с традиционными и на реальных производственных процессах. Но для этого, чтобы это нашло своё осуществление, требуется процедуру разработки САР на основе ИНС упростить до уровня сложности систем регулирования с ПИД-алгоритмами. Покажем, что эта задача вполне разрешима.

Основная часть. Предельно простая ИНС состоит из одного промежуточного нейрона (ядро сети), двух входных и одного выходного нейрона (рис. 1). Использование ее для решение реальных задач регулирования представляется мало перспективным, хотя и заслуживающим внимания исследователей.

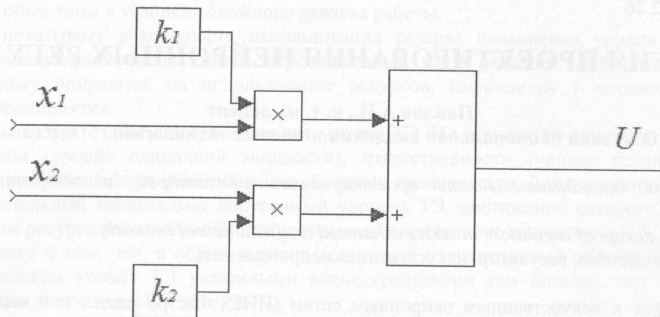


Рис. 1 – Структура простейшей ИНС

На входные нейроны (в так называемый “нулевой слой” нейронов) подаются внешние сигналы, в своей совокупности образующий входной вектор; в них никакие вычислительные операции с сигналами не выполняются, за исключением функции активации, да и то не всегда. Выходной нейрон – выводящий (иногда с выполнением операции активации). В задачах регулирования требуется один выходной нейрон. Таким образом, тип нейрона определяется его расположением (местом) в ИНС. В общем случае вход ИНС надо рассматривать как выход “нулевого слоя” – вырожденных нейроноподобных элементов, которые необходимы лишь в качестве распределительных точек. Именно поэтому многие авторы публикаций входные элементы ИНС обоснованно не считают нейронами.

При работе ИНС осуществляется преобразование информации входного вектора в сигнальную информацию, выдаваемую через выходной нейрон.

В задачах управления входной вектор X – это определенное конечное множество контролируемых (измеряемых либо вычисляемых) параметров объекта регулирования, а также, что очень желательно, и окружающей среды; U – сигнал управления на выходе ИНС, соответствующий (после обучения сети) всей совокупности текущих значений параметров контролируемой сетью.

Одна из аксиом теории нейронных сетей гласит, что результат работы ИНС в решающей степени зависит от размерности входного вектора X : чем больше сигналов обрабатывает сеть, тем выше результат. Однако начинать проектирование нейрорегуляторов желательно с небольшого числа входных сигналов (сложность обучения ИНС сильно зависит от числа входных сигналов). На первых порах вполне достаточно четырех сигналов: датчика регулируемого параметра – $y_{зад}(t)$, датчика – $y(t)$, динамической ошибки – $e(t)$ и основного контролируемого возмущения – $f(t)$. Затем, по мере приобретения опыта проектирования нейрорегуляторов, можно постепенно расширять список параметров входного вектора, добавив в него производные первого порядка сигналов динамической ошибки (или датчика) и контролируемого возмущения; на следующем шаге целесообразно еще более расширить вектор входных сигналов, введя в него производные второго порядка указанных переменных. В дальнейшем целесообразно добавить сигнал датчика второго контролируемого возмущения (если это актуально для конкретного технологического процесса). Но при этом не следует забывать, что и задача обучения ИНС будет также усложняться: это вторая аксиома теории нейронных сетей.

Итак, разрешимо ли имеющееся объективное противоречие, можно ли “проплыть”, между Сциллой и Харибдой? А именно, реально ли создать нейрорегулятор, который по качеству управления превосходил бы ПИД-регулятор (разумеется с оптимальными настройками трех его основных параметров $K_p, T_{ин}, T_d$) и чтобы сложность работы, а также необходимое время на ее выполнение были не больше, чем в альтернативном варианте ПИД-регулятора? Докажем, что это возможно на примере регулятора с одним промежуточным нейроном при четырех входных сигналах: x_1, x_2, x_3 и x_4 . Структура такой элементарной ИНС показана на рис. 2. Пример: $x_1 \equiv y_{зад}, x_2 \equiv y, x_3 \equiv e, x_4 \equiv f$.

Входные сигналы x_i , “взаимодействуя” с весами k_i , образуют произведения

$$P = k_i \cdot x_i, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

Ети произведения объединяются операцией суммирования, выполняемой промежуточным нейроном. Выход сумматора обозначим, как принято, *net*. Так как это сумма “взвешенных” входов, то:

$$net = \sum_{i=1}^4 (k_i \cdot x_i) \quad (2)$$

В векторных обозначениях это можно представить в виде:

$$\overline{net} = \overline{k} \cdot \overline{x} \quad (3)$$

Очевидно также, что

$$U = f(k_1 \cdot x_1 + k_2 \cdot x_2 + k_3 \cdot x_3 + k_4 \cdot x_4) \quad (4)$$

Изображенная на рис. 2 ИНС отнюдь не черный ящик, она вполне “прозрачна”, поскольку представляет частный случай ИНС, а именно, простейший ее вариант: это четыре параллельно работающих пропорциональных алгоритма, сигналы которых суммируются. Основное достоинство этой сети состоит в том, что ее можно очень быстро обучить (точнее – настроить) “вручную” посредством целенаправленного изменения коэффициентов k_i .

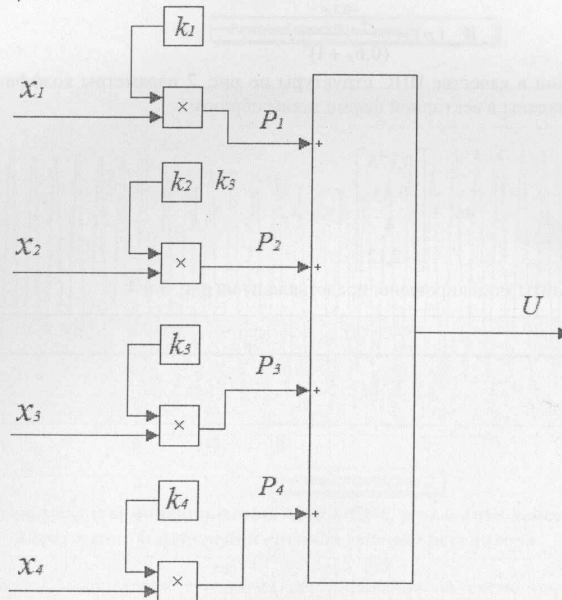


Рис. 2 – Структура элементарной ИНС с четырьмя входными сигналами

Математический процесс обучения сводится к следующему: ИНС формирует выходной сигнал U , соответствующий вектору X входных сигналов, реализуя некоторую функцию $U=G(X)$, вид которой определяется величинами синаптических весов сети и смещений (bias), если они применяются.

Решением поставленной задачи является функция $U=F(X)$, заданная парами данных “вход-выход” $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$. Обучение ИНС состоит в нахождении функции G , близкой к F . В общем случае обучение ИНС – это многоэкстремальная невыпуклая задача оптимизации, для решения которой могут быть использованы различные итерационные вычислительные алгоритмы, в частности, программно реализованные алгоритмы глобальной оптимизации.

Поскольку количество локальных оптимумов велико, то способ “ручного” обучения простейшей ИНС вполне приемлем. Назовем это первым приближением, подготовительным этапом, основной задачей которого является более обоснованное определение пределов изменения параметров k_i . Этот этап рекомендуем, но не обязательный: при его использовании время, необходимое для выполнения второго (основного) этапа, значительно уменьшается, а сам этап обычно не требует повторения. На втором этапе (назовем его процессом “дообучения”) используется какая-либо программа оптимизации, например, реализующая алгоритм деформируемого многогранника (симплекс-метод Нелдера-Мида). Этот алгоритм при небольшом количестве оптимизируемых дает хороший результат, тем более вовсе не обязательно на оптимизации выводить все весовые коэффициенты синаптических связей ИНС; например, коэффициент k_1 можно задать как константу, величина которой была определена на первом этапе обучения. Это не только допустимо, но и целесообразно делать в случае проектирования стабилизирующих САР. При этом количество оптимизируемых параметров становится равным трем, как и в варианте ПИД-регулятора, и, что особенно важно, может быть применена та

же самая компьютерная программа, которая широко используется для оптимизации параметров ПИД-регуляторов.

Разумеется, что прежде чем приступить к обучению ИНС необходимо определиться в статических и динамических свойствах других элементов проектируемой САР, в первую очередь объекта регулирования и исполнительного механизма. Но и при разработке САР с ПИД-алгоритмом эта работа также должна быть выполнена как первоочередная.

Каких-либо сложностей при реализации моделей цифрового имитационного моделирования САР с ИНС в программной среде промышленных контролеров не возникает. Например, такие модели могут быть реализованы с использованием системы программирования КОНГРАФ для комплекса КОНТАР. Если передаточная функция модели объекта регулирования имеет, например, вид

$$W_o(p) = \frac{0,45 \cdot e^{-4p}}{(10p + 1)^2}, \quad (5)$$

а в качестве исполнительного механизма используется пневматический мембранный механизм с позиционером, динамические свойства которого соответствуют передаточной функции

$$W_{им}(p) = \frac{e^{-0,3p}}{(0,6p + 1)^2}, \quad (6)$$

То при использовании в качестве ИНС структуры по рис. 2 параметры коэффициентов связей обученной сети могут быть представлены в векторной форме таким образом:

$$net = \begin{bmatrix} 0,175 \\ 0,65 \\ 4 \\ -2,12 \end{bmatrix} \cdot [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4]. \quad (7)$$

Графические результаты моделирования представлены на рис. 3 и 4.

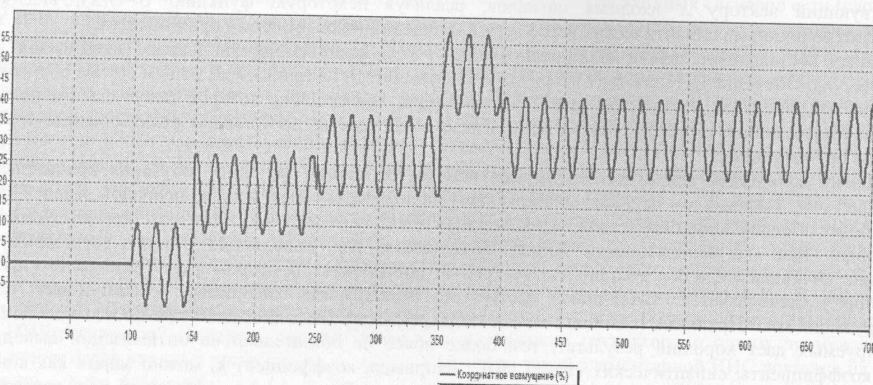
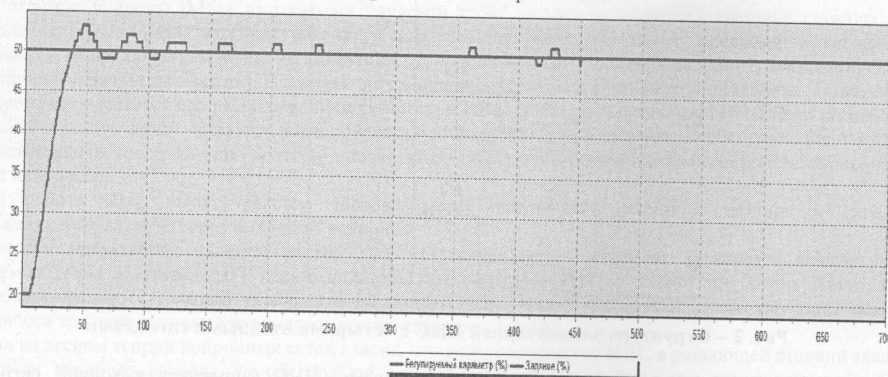


Рис. 3 – Графические результаты моделирования САР с ИНС в условиях действия координатного возмущения

АВТОМАТИЧНІ І АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ
ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

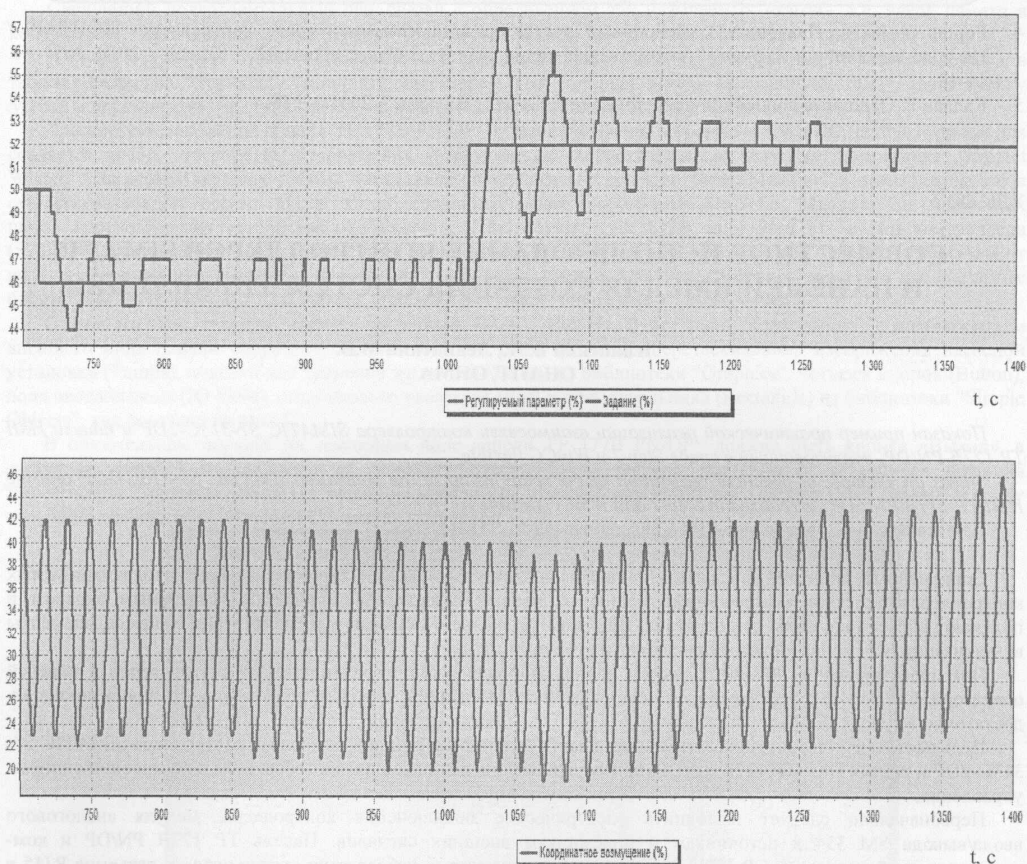


Рис. 4 – Графические результаты моделирования САР с ИНС в условиях действия координатного возмущения и изменений сигнала задания регулятора

Очевидным органическим недостатком алгоритма регулирования по схеме рис. 2 является появление статической ошибки регулирования, если меняется коэффициент передачи объекта. При таких параметрических возмущениях в структуру регулятора может быть введён интегратор. Но имеется и другой путь, не требующий введения в алгоритм управления интегральной составляющей. Для этого достаточно предусмотреть смещение сигнала управления ИНС, пропорциональное возникшей статической ошибки. Если изменения коэффициента передачи объекта происходит достаточно медленно, то процедуру такой коррекции сигнала управления целесообразно оставить за оператором технологического процесса. Однако не сложно эту процедуру реализовать и программными ресурсами промышленного контроллера, если определена связь между коэффициентами передачи объекта и необходимой величиной смещения (коррекции) сигнала управления. Характер зависимости необходимой величины смещения сигнала управления от изменений коэффициента передачи объекта устанавливают также путём цифрового имитационного моделированием САР. Задача эта вполне элементарна для случая, когда сигнал задания регулятору не меняется. Если же меняться не только коэффициент передачи объекта, но, не зависимо от него, и сигнал задания регулятору, эта задача хотя и усложняется, то также разрешима.

Вывод: Предложенная технология разработки нейронного регулятора показывает ее эффективность в варианте использования ИНС с одним активным нейроном.

Литература:

1. Хобин В.А. Системы гарантирующего управления технологическими агрегатами: основы теории, практика применения / Одесская национальная академия пищевых технологий. – Одесса: “ТЭС”, 2008. – 306.
2. Павлов А.И. Нейросетевая система регулирования высокой динамической точности // Наукові праці Одеської національної академії харчових технологій. – Одеса: - 2008. - Вип. 33. – с. 64-69.
3. Павлов А.И. Нейронная система регулирования // Наукові праці Одеської національної академії харчових технологій. – Одеса: - 2007. - Вип. 31. –Т.2. - с. 72-77.

4. Горпиняк Ю.Н., Павлов А.И. Нейронный регулятор в программной среде контроллеров КОНТАР // Научно-виробничий журнал "Автоматизация технологических і бизнес-процесів". – Одеса: - 2010, №1. – с. 44-48.
5. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: "Вильямс", 2001. – 288.

УДК 681.5

СОВМЕСТНОЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОНТРОЛЛЕРОВ SIMATIC И ПАНЕЛЕЙ НМИ ДЛЯ СОЗДАНИЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Левинский В.М., Левинский М.В.
ОНАПТ, ОНМА

Показан пример практической реализации взаимосвязи контроллера SIMATIC S7-313C-2DP и панели НМИ TP 177B PN/DP, реализованный в среде Step 7 и WinCC flexible

Shows an example of practical realization of the relationship of the controller SIMATIC S7-313C-2DP and the HMI TP 177B PN / DP, is realized in Step 7 and WinCC flexible

Ключевые слова: контроллер SIMATIC, панель НМИ, STEP 7

Современные системы управления технологическими процессами строятся на базе программируемых контроллеров, которые выводят информацию на панели с жидкокристаллическим сенсорным экраном и получают обратно команды от оператора. При этом на экране отображаются мнемосхемы процесса, элементы визуализации переменных процесса и элементы управления.

Для проектирования подобных систем используют средства программирования контроллеров и панелей оператора. Следует сказать, что объем технической документации, который должен усвоить проектировщик, достаточно велик [1, 2, 3].

Цель настоящей статьи – показать пример практической реализации взаимосвязи контроллера SIMATIC S7-313C-2DP и панели НМИ TP 177B PN/DP, призванный помочь начинающим пользователям в построении системы управления.

Первоначально следует выполнить электрические подключения контроллера, модуля аналогового ввода/вывода SM 334 к источникам и приемникам внешних сигналов. Панель TP 177B PN/DP и коммуникационный процессор CP 343-1 Leap соединить с помощью кабеля типа «витая пара» и разъемов RJ45 в локальную сеть с компьютером (ПК), на котором установлены системы программирования контроллеров SIMATIC и панелей НМИ - пакеты программ Step 7 и WinCC flexible.

В среде программирования SIMATIC Manager создать новый проект, присвоив ему имя, например, "proba_wincc", и из меню "Insert" вставить в него станцию "Station 300". Далее в программе конфигурирования аппаратуры "HW Config" путем "перетаскивания" из каталога в состав станции добавить контроллер S7-313C-2DP, коммуникационный процессор CP 343-1 Leap и модуль аналогового ввода/вывода SM 334. На данном этапе целесообразно физическим адресам дискретных и аналоговых входов и выходов присвоить символьные имена, которые будут храниться как глобальные данные в таблице символов "Symbols". Для этого в программе "HW Config" выделить соответствующие входы/выходы, нажать правую кнопку мыши и последовательно выполнить команды "Edit Symbols" и "Add to Symbols".

Далее следует присвоить IP-адреса устройствам в локальной сети. В меню "Options" программы "HW Config" выполнить команду "Configure Network". В открывшемся окне программы "NetPro" появится изображение станции "SIMATIC 300". Следует дважды щелкнуть мышкой на изображении CP343 Leap, а затем в раскрывшемся меню на кнопке "Properties". Появятся окошки редактирования IP-адреса и маски подсети, куда можно ввести, например, значения 192.168.0.1 и 225.255.255.0.

Для установки адреса панели оператора TP 177B PN/DP необходимо подать на нее напряжение питания, и в появившемся на сенсорном экране меню нажать на изображении кнопки с надписью "Control Panel". В следующем окне нажать на изображении "Network", далее, последовательно выбрав "Network Configuration" и "Properties", ввести IP-адрес, например, 192.168.0.2.

На компьютере программирования ввести IP-адрес можно, последовательно нажимая на изображения иконок «Сетевое окружение», «Подключение по локальной сети», далее компонент «Протокол Интернета (TCP/IP)», кнопка «Свойства», пункт «Использовать следующий IP-адрес» (например, 192.168.0.3).

Если теперь в меню "Options" программы SIMATIC Manager выполнить команду "Set PG/PC Interface" и в открывшемся окне выбрать вариант обмена информацией "TCP/IP CURECOM...", то появится возможность не только программировать контроллер и панель по локальной сети, но и наблюдать за работой системы в реальном масштабе времени.