

ПЕРСПЕКТИВЫ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ РЕЛЕЙНОГО СПОСОБА РЕГУЛИРОВАНИЯ РЕЗОНАНСНЫХ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ

Г. В. Павлов, проф., д-р техн. наук;
А. В. Обрубов, доц., канд. техн. наук;
Т. В. Щербинин, магистрант;
М. В. Покровский, доц., канд. техн. наук

Национальный университет кораблестроения, г. Николаев

Аннотация. Обоснована целесообразность применения искусственных нейронных сетей для управления резонансными преобразователями. Сформулирован подход к обучению нейронной сети прямого распространения, реализующей функции управления преобразователем с релейным принципом регулирования. Предложена имитационная модель для получения обучающей выборки.

Ключевые слова: резонансный преобразователь, релейное регулирование, искусственная нейронная сеть, имитационная модель преобразователя.

Анотація. Обґрунтовано доцільність використання штучних нейронних мереж для управління резонансними перетворювачами. Сформульовано підхід до навчання нейронної мережі прямого поширення, яка реалізує функції управління перетворювачем з релейним принципом регулювання. Запропоновано імітаційну модель для отримання навчальної вибірки.

Ключові слова: резонансний перетворювач, релейне регулювання, штучна нейронна мережа, імітаційна модель перетворювача.

Abstract. The expediency of application of artificial neural networks in resonant converters control was grounded. An approach to training of the direct distribution neural network which implements the control functions of the converter with relay principle of regulation was formulated. The simulation model for obtaining the training sample was proposed.

Keywords: resonant converter, relay regulation, artificial neural network, simulation model.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ

Реализация систем управления на основе искусственных нейронных сетей открывает возможности существенного повышения быстродействия и достижения гибкости алгоритмов управления. В преобразовательной технике от быстродействия систем управления зависит надежность преобразователей и качество регулирования выходных величин. Из теории автоматических систем известно, что наибольшее быстродействие обеспечивают релейные законы регулирования, применение которых целесообраз-

но для множества линейных и нелинейных инерционных объектов. Поэтому разработка системы управления резонансным преобразователем (РП) с релейным принципом регулирования на основе искусственной нейронной сети представляется перспективной и актуальной задачей.

Решение данной задачи также согласуется с решением задач энергосбережения [9] и улучшения массогабаритных показателей преобразователей [1, 7].

Наибольшую энергетическую эффективность РП демонстрируют при соблюдении

оптимальных условий коммутации силовых ключей, когда происходит переключение в нуле тока или напряжения. Это достигается при равенстве частоты преобразования резонансной частоте контура [1, 7] и позволяет получить существенный выигрыш в КПД на частотах более 100 КГц.

Одной из тенденций в развитии преобразователей является повышение удельной мощности за счет повышения частоты преобразования и использования резонансных цепей [1, 7]. Достижимая частота преобразования РП, выполненных на современных МОП-транзисторах, в настоящий момент имеет порядок единиц мегагерц [10]. Повышение быстродействия силовых транзисторов и систем управления позволяют и дальше увеличивать частоту преобразования.

ЦЕЛЬ РАБОТЫ — обоснование эффективности использования искусственной нейронной сети для управления резонансным преобразователем и формулирование подхода к ее обучению.

ИЗЛОЖЕНИЕ МАТЕРИАЛА ИССЛЕДОВАНИЯ

Если сравнить применимые для РП принципы регулирования мощности — релейный, широтный, частотный, совмещенные способы регулирования, наиболее простым в реализации оказывается релейный принцип [1, 7]. Релейный принцип регулирования во многих случаях не требует сложного регулятора в системе с обратной связью. Автоматическое регулирование по отклонению может осуществляться непосредственно по сигналу ошибки. Простота реализации релейного принципа позволяет достичь высокого быстродействия. Для этого достаточно использовать искусственную нейронную сеть (ИНС) архитектуры «многослойный перцептрон» с одним скрытым слоем [5, 6, 11]. Оптимальные весовые коэффициенты синапсов такой сети могут быть получены на стадии имитационного моделирования, что позволит реализовать ее на базе быстродействующей программируемой логической интегральной схемы (ПЛИС) в виде жесткой структуры со статическими параметрами. Поскольку обученная ИНС не содержит по-

следовательного программного кода, реальная частота обновления ее управляющих выходов близка к тактовой частоте устройства, на котором она реализуется. Учитывая высокие тактовые частоты современных ПЛИС (около 250 МГц), возможно заключить, что нейронная система управления (НСУ) РП позволит обрабатывать алгоритм управления с высокой частотой преобразования.

ИНС являются универсальным средством аппроксимации и могут быть использованы для восстановления любой нелинейной зависимости вход-выход, что было математически доказано Колмогоровым и практически Вербосом [3, 5, 6]. При релейном регулировании система управления на основе значений контролируемых величин должна принять решение о нагнетании энергии в резонансный контур (прямая фаза преобразования) либо рассеянии энергии контура (диссипативная фаза преобразования или реверсная фаза преобразования) [7]. Другими словами, от ИНС потребуется отнести входной образ, описываемый вектором контролируемых величин к тому или иному классу состояния (нагнетание, диссипация или рекуперация). ИНС сформирует на выходах сигналы управления для логической схемы сопряжения с силовой частью РП.

Обучение ИНС в данном случае представляет собой коррекцию весовых коэффициентов нейронов. Алгоритмы, применяемые для статических ИНС прямого распространения таких, как многослойный перцептрон, базируются на дельта-правиле [2, 3, 4, 5, 6]. Применение дельта-правила предполагает изменение весовых коэффициентов пропорционально величине рассогласования между реальными и требуемыми значениями выхода нейронной сети. Таким образом, успешное обучение ИНС возможно только при наличии корректной обучающей выборки.

Подходы к получению обучающей выборки зависят от полноты данных об объекте управления, степени сложности его математического описания, способа обучения нейросети.

На этапе экспериментов целесообразно использовать имитационную модель, описы-

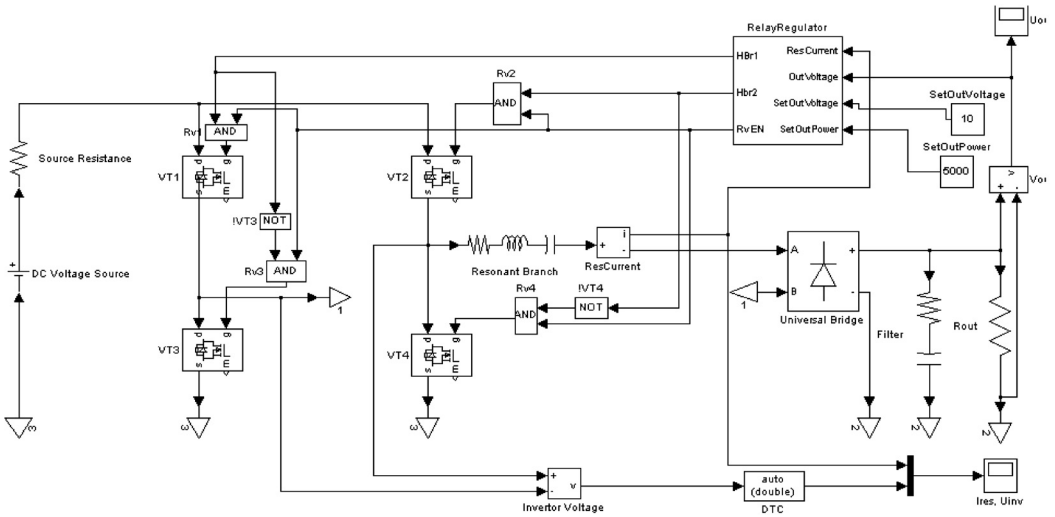


Рис. 1. Имитационная модель РП с релейным регулированием

вающую принцип работы нейроконтроллера и объекта управления. В [8] представлен процесс обучения ANFIS-сети для восстановления формы линейного напряжения питающей сети по форме напряжения после входного трансформатора управляемого выпрямителя. Для формирования обучающей выборки использовалась модель управляемого выпрямителя, обучение ИНС проводилось на стадии имитационного моделирования.

Имитационная модель РП с релейным регулированием на рис. 1, содержит блоки библиотеки SimPowerSystems. В качестве силовых ключей инвертора использованы МОП-транзисторы (MOSFET). Выходной

выпрямитель представлен диодным мостом Universal Bridge. Нагрузка представлена активным сопротивлением $R_{out} = 5 \text{ Ом}$, подключенным к выпрямителю параллельно с конденсатором. Номиналы элементов резонансного контура $L_p = 85 \text{ мкГн}$, $C_p = 1,5 \text{ мкФ}$, $r_{потерь} = 0,2 \text{ Ом}$. Напряжение источника питания равно 100 В.

В качестве входных величин релейного регулятора RelayRegulator (рис. 2) используются: мгновенные значения напряжения на нагрузке и тока в резонансной цепи, уставка выходного напряжения и уставка выходной мощности. На выходе регулятора формируются управляющие сигналы для полумо-

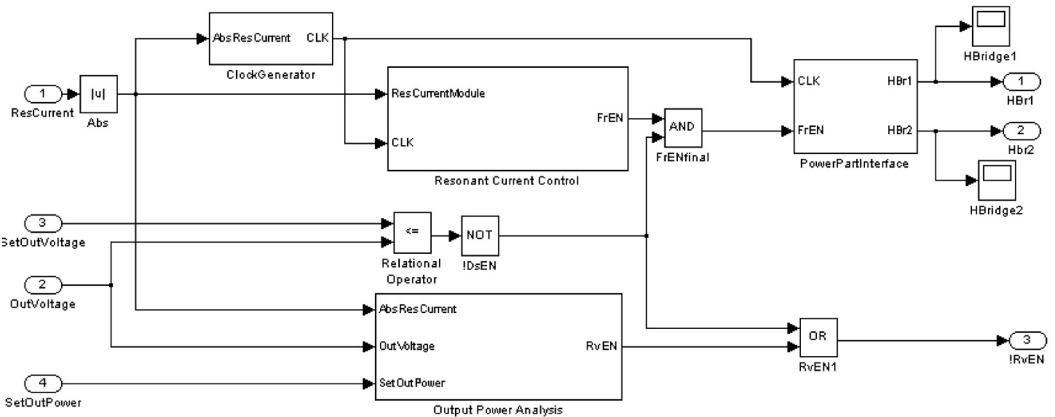
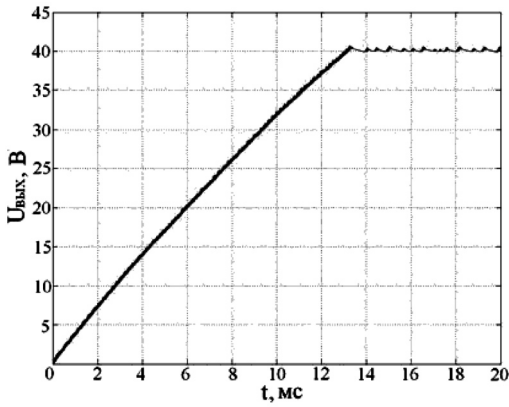
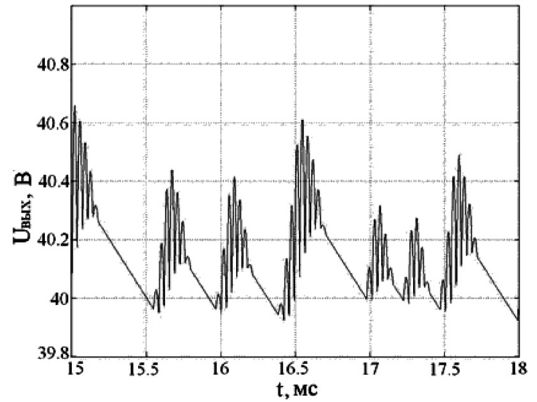


Рис. 2. Структура блока релейного регулятора



а



б

Рис. 3. Эпюры напряжения на нагрузке РП при передаче энергии из источника в нагрузку (а) и в установившемся режиме (б)

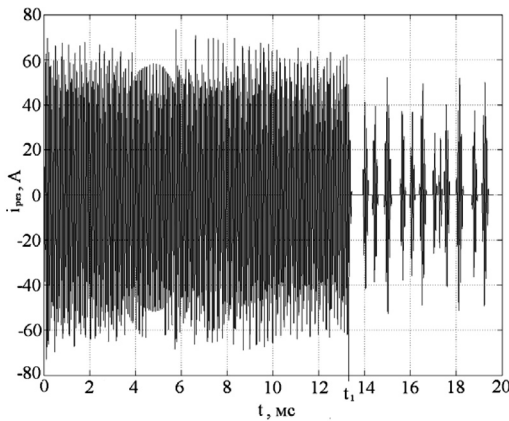


Рис. 4. Колебания резонансного тока

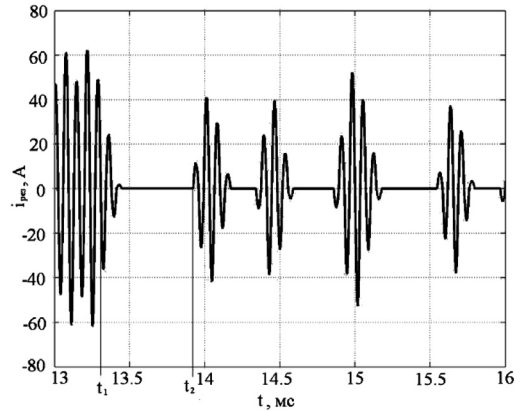


Рис. 5. Бестоковые паузы при уставке 40% от напряжения источника питания

стов VT1, VT3 и VT2, VT4, а также сигнал отключения транзисторов в реверсной фазе преобразования. Нагнетание энергии в контур (прямая фаза преобразования) разрешается, пока текущее значение напряжения на выходе не достигнет уставки, либо пока амплитуда тока не превысит заданный порог. В приведенной модели значение срабатывания реле амплитуды тока принято равным 50 А. Если выходная мощность не достигла 75% уставки, преобразователь переходит в диссипативную фазу преобразования (замкнуты ключи VT3, VT4). Иначе на выходе !RvEN формируется логический '0', что приводит к отключению транзисторов моста инвертора. Ток в этом случае протекает через обратные

диоды силовых ключей инвертора навстречу ЭДС источника питания и имеет место реверсная фаза преобразования.

В установившемся режиме работы преобразователя напряжение на нагрузке удерживается в пределах $U_{уст} \pm 1,5\%$ (рис. 3, б), что соответствует техническим требованиям для преобразователей станций катодной защиты.

На рис. 4 можно видеть процесс смены фаз преобразования. До момента t_1 , в который напряжение на нагрузке РП достигает значения уставки, наблюдаются непрерывные колебания резонансного тока. В момент времени t_1 поступает сигнал от реле уставки напряжения, и преобразователь переходит в диссипативную фазу, удерживая включен-

ними транзисторы VT3 и VT4 до момента времени t_2 , когда напряжение на нагрузке падает ниже уставки (рис. 3, б). Поскольку значение уставки напряжения достаточно невелико, преобразователь входит в зону прерывистых токов. Из рис. 5 и рис. 3, б видно, что неравномерность пульсаций выходного напряжения вызвана срабатыванием реле амплитуды тока, что увеличивает бестоковую паузу. Увеличение уставки выходного напряжения сокращает бестоковые паузы. При желаемом напряжении на нагрузке 85 В, наблюдается выход РП из режима прерывистых токов, как можно видеть на рис. 6.

Осциллограммы резонансного тока, полученные во время лабораторных испытаний РП с релейным регулированием [7] (рис. 7 а, б), с достаточной точностью (погрешность менее 12 %) воспроизводятся предложенной имитационной моделью (рис. 5, 6), что подтверждает ее адекватность и позволяет использовать данные моделирования в качестве обучающей выборки для нейроконтроллера.

Для проверки действенности подхода с помощью пакета Neural Networks Toolbox среды MATLAB был обучен экспериментальный нейроконтроллер, осуществляющий управление РП с релейным регулированием путем переключения между двумя фазами преобразования — прямой и диссипативной. Массивы отсчетов значений резонансного тока, выходного напряжения, напряжения уставки и управляющих выходов блока RelayRegulator HBr1, HBr2 (рис. 1) имеют по 1000 отсчетов за период резонансных колебаний. Такая частота дискретизации обеспечивает

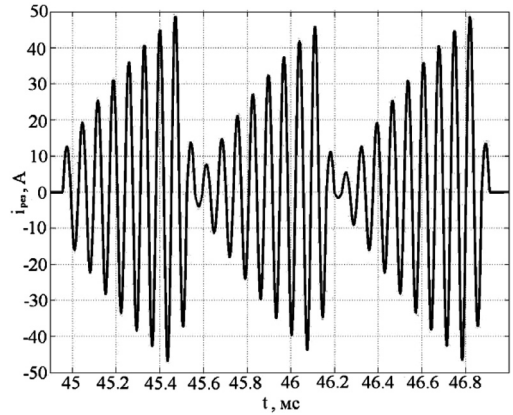
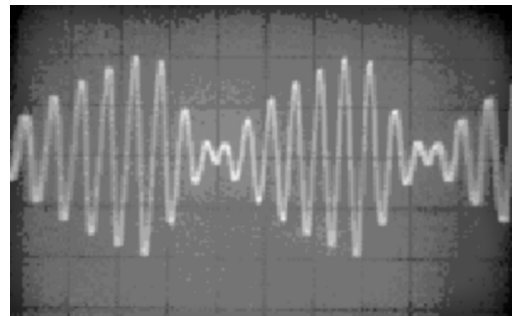


Рис. 6. Колебания резонансного тока в установленном режиме при уставке 85 % от напряжения источника питания

высокое качество аппроксимации нейронной сетью зависимостей между входами и выходами регулятора. При аппаратной реализации устройства благодаря способности ИНС к обобщению регулятор будет успешно работать при меньшей частоте дискретизации АЦП. Для обучающей выборки были взяты 30000 отсчетов значений резонансного тока, выходного напряжения, напряжения уставки и управляющих выходов блока RelayRegulator HBr1, HBr2 (рис. 1) в окрестности момента времени t_1 (рис. 4). Сформированы входные матрицы нейроконтроллера (net.inputs) размерностью 3x30000 (строки — массивы отсчетов резонансного тока, выходного напряжения и напряжения уставки) и выходные (net.targets) размерностью 2x30000 (строки — массивы отсчетов значений на выходах HBr1, HBr2). С помощью пакета nntool опре-



а



б

Рис. 7. Осциллограммы резонансного тока при уставках 40 % (а) и 85 % (б) от напряжения источника соответственно

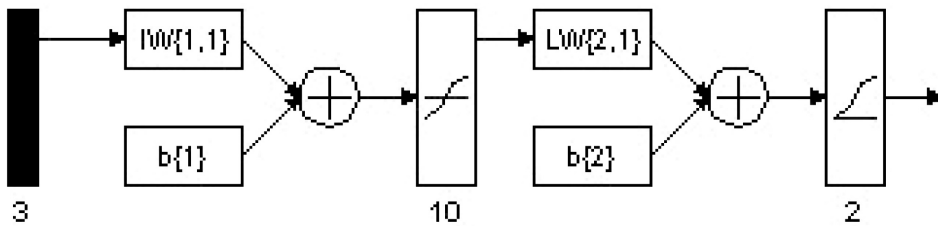


Рис. 8. Структурная схема нейроконтроллера

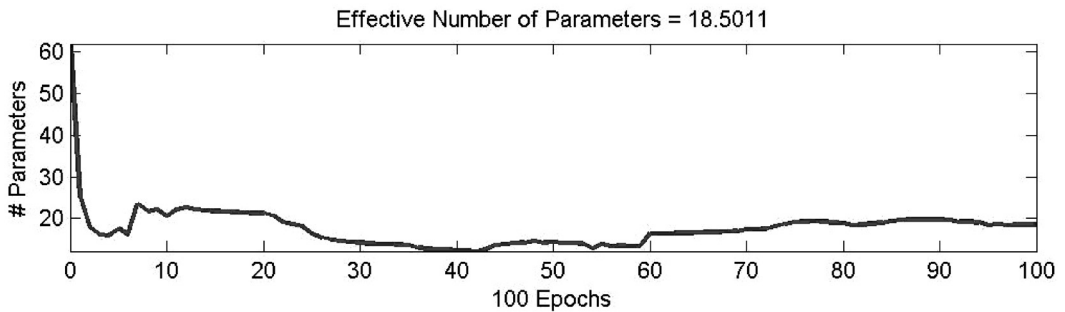


Рис. 9. Изменение числа корректируемых весовых коэффициентов за 100 эпох обучения ИНС

делена структура нейроконтроллера на рис. 8. В качестве базовой ИНС выбрана нейросеть прямого распространения с тремя входными нейронами, десятью нейронами скрытого слоя и двумя выходными нейронами.

Определены виды функций активации: для нейронов скрытого слоя — тангенциальные, для выходных нейронов — логистические.

Для обучения сети использовался алгоритм Байесовой регуляризации (функция `trainbr` пакета `Neural Networks Toolbox`), основанный на методе оптимизации Левенберга-Маркара. Метод Левенберга-Маркара предполагает сочетание линейной аппроксимации с градиентным спуском. Переключение с одного метода на другой происходит в зависимости от того, была ли успешной линейная аппроксимация. В Байесовой регуляризации применяется метод Левенберга-Маркара для минимизации линейной комбинации квадратов весовых коэффициентов и рассогласования. Минимизация проводится до тех пор, пока функция изменения весовых коэффициентов является дифференцируемой (рис. 9).

После завершения процедуры обучения пакет `nntool` возвращает массивы весовых ко-

эффициентов нейронов скрытого и выходного слоя. При аппаратной реализации нейроконтроллера эти коэффициенты могут храниться в блочной памяти ПЛИС либо внешнем ПЗУ.

Как можно видеть на рис. 10, обученная ИНС успешно воспроизводит сигнал релейного регулятора, что свидетельствует об адекватности обучающей выборки.

Для аппаратной реализации нейроконтроллера можно использовать ПЛИС со встроенными блоками умножения, к примеру, `Altera EP2C35F672C8` семейства `Cyclone II`. Данная ПЛИС содержит 33216 логических вентилях, 70 умножителей 9-битных знаковых чисел, блочную ОЗУ объемом 483 Кбит и 105 дополнительных блоков ОЗУ емкостью 4 Кбит. Максимальная частота работы встроенных умножителей 260 МГц.

Нейроны реализуются с помощью встроенных блоков умножения и типовых схем сумматоров, выполненных на свободных вентилях ПЛИС. Нелинейные функции активации удобно представить в виде просмотрных таблиц, хранящихся в блоках ОЗУ. При этом объем ПЛИС позволяет организовать на ее базе кроме ИНС дополнительные функциональные блоки, к примеру — дина-

мической индикации контролируемых величин и ввода уставок.

Как было отмечено выше, релейный принцип регулирования прост в реализации, поэтому ИНС, реализуя данный принцип в РП, выполняет на первый взгляд тривиальные функции, которые с успехом реализуются на базе быстродействующих компараторов и жесткой логики. Однако целесообразность применения ИНС в системе управления РП оправдана рядом преимуществ. Специфика ИНС состоит в гибкости алгоритма работы и возможности параллельного выполнения различных функций. Это позволяет сконцентрировать в ПЛИС большинство функций системы управления РП, среди которых будет ввод и вывод данных, обработка команд управления РП в целом, вычисление параметров процессов и выходных величин, мониторинг состояния силовых элементов, реализация релейных алгоритмов и защит от перегрузок. Для настройки указанных функций необходимо проводить ряд экспериментов и процедур обучения, как это представлено на примере релейного алгоритма. При этом сохраняется неизменность аппаратной базы системы управления, что позволяет повысить надежность и повторяемость систем управления, оптимизировать управляющие алгоритмы РП не только в лаборатории, но и на месте эксплуатации.

ВЫВОДЫ

Нейронная система управления резонансным преобразователем обладает следующими достоинствами:

- многофункциональность, позволяющую параллельно обрабатывать алгоритм

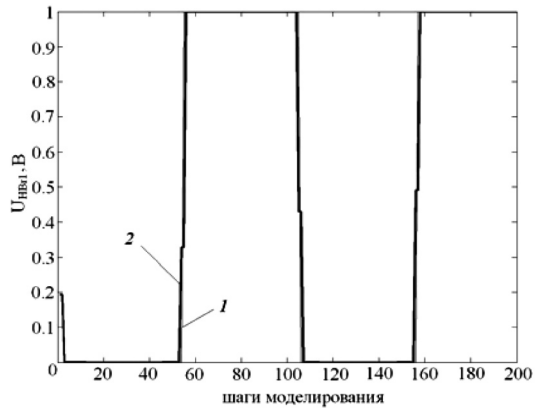


Рис. 10. Выходные сигналы нейроконтроллера для выхода НВг1: 1 — идеальный выход; 2 — реальный отклик нейросети

регулирования и ряд дополнительных функций с относительно сложными вычислительными процедурами;

- быстродействие, благодаря которому можно производить циклы вычислений за один период преобразования на высоких рабочих частотах резонансного преобразователя;

- малые габариты, возможность принципиально изменять алгоритм работы без изменения аппаратной базы при выборе ПЛИС с достаточным числом ячеек;

- использование процедуры обучения позволяет успешно настраивать системы управления для работы резонансных преобразователей с нагрузками, для которых трудно составить математическую модель и синтезировать автоматический регулятор.

Таким образом, указанные преимущества обосновывают целесообразность использования нейронной системы для управления резонансным преобразователем.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] *Зиновьев Г. С.* Основы силовой электроники: Учебник. — Новосибирск: Изд-во НГТУ, 1999. Ч.1. — 199 с.
- [2] Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / Дьяконов В., Круглов В. — СПб.: Питер, 2001. — 480 с.
- [3] *Махотило К.В.* Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления: Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. — Харьков: ХГПУ, 1998. — 179 с.

- [4] Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Пер. с польск. И.Д. Рудинского. — М.: Горячая линия — Телеком, 2006. — 452 с.
- [5] Нейросетевые системы управления / Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. — М.: Высшая школа, 2002. — 183 с.
- [6] Нейроуправление и его приложения / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Пер. с англ. Н.В. Батина. Под ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина. — М.: ИПРЖР, 2000. — 272 с.
- [7] *Покровский М.В.* Последовательно-резонансные преобразователи постоянного напряжения с релейным регулированием: Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. — Киев: НТУУ «КПИ», 2006. — 159 с.
- [8] Применение искусственного интеллекта в системах управления преобразователями электрической энергии / Иванов А.Е., Замаруев В.В., Бутова О.А., Ерьсько А.В. // Технічна електродинаміка. Тем. випуск. — Київ: ІЕД НАНУ, 2008.
- [9] Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике / Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. // Проблеми загальної енергетики. — 2007. — №16.
- [10] *Carl Blake, Chris Bull.* IGBT or MOSFET: Choose Wisely // IRf Reports — 1999.
- [11] *Pinto J.O.P., Bose B.K., Borges L.E., Kazmierkowski M.P.* A Neural Network Based Space Vector PWM Controller for Voltage-fed Inverter Induction Motor Drive // Proc. Conf. Rec. IEEE IECON, 1999.