Бездатчиковый вентильно-индукторный электропривод с элементами искусственного интеллекта

ПОЛЮЩЕНКОВ И.С., ЛЬГОТЧИКОВ В.В.

Рассмотрена возможность использования дискретного преобразования Фурье и искусственных нейронных сетей для идентификации положения ротора в бездатчиковом вентильно-индукторном электроприводе. Предложен метод использования спектрального анализа токов фаз вентильно-индукторной машины для идентификации параметров движения. Приведены результаты моделирования с использованием системы Matlab и экспериментальных исследований.

Ключевые слова: вентильно-индукторный электропривод, бездатчиковый контроль положения, дискретное преобразование Фурье, искусственная нейронная сеть

С появлением высокопроизводительных контроллеров и надёжных силовых коммутирующих приборов интенсивно осваиваются новые виды регулируемого электропривода (ЭП), одним из которых является вентильно-индукторный электропривод (ВИП) на базе вентильно-индукторной машины (ВИМ). При сопоставимых характеристиках по управляемости с ЭП на базе двигателя постоянного тока ВИП имеет надёжный и технологичный двигатель с электронным коллектором.

Датчик положения ротора (ДПР) в ВИП осуществляет позиционную обратную связь в зависимости от положения зубцов ротора по отношению к зубцам статора, переключая преобразователь в нужный момент времени так, чтобы сохранить заданное направление вращающего момента. Устранение ДПР, усложняющего конструкцию ВИП и снижающего его надёжность, является актуальной и широко обсуждаемой проблемой [1]. При разработке бездатчиковых ВИП необходима синхронизация управляющих воздействий с положением ротора электродвигателя.

Цель статьи — проанализировать достоинства и недостатки существующих методов идентификации положения ротора ВИМ и рассмотреть возможность использования искусственных нейронных сетей (ИНС) и дискретного преобразования Фурье (ДПФ) для синтеза бездатчикового ВИП. Требуется обосновать применение и определить назначение ДПФ и ИНС в рассматриваемом алгоритме, а также определить структуру данных, необходимых для идентификации положения ротора ВИМ.

The possibility of using the discrete Fourier transform and artificial neural networks for identifying the position of the rotor in a sensorless switched reluctance electric drive is considered. A method of using a spectral analysis of the phase currents of a switched reluctance machine for identifying its motion parameters is proposed. The results obtained from simulation of the drive using the MATLAB software system and from experimental studies are presented.

Key words: switched reluctance electric drive, sensorless position monitoring, discrete Fourier transform, artificial neural network

Существуют разнообразные методы идентификации положения ротора в бездатчиковых ВИП, наиболее известные приведены в таблице.

Искусственные нейронные сети применяются в управлении бездатчиковыми ВИП для идентификации положения ротора ВИМ по значениям тока и потокосцепления [9, 10]. В этом случае ИНС аппроксимирует зависимость между током, потокосцеплением и угловым положением. Такой подход к решению рассматриваемой задачи требует большого объёма вычислений за небольшой интервал времени, так как ИНС определяет положение ротора ВИМ для каждого вновь получаемого значения тока при цикле коммутации.

Новизна предлагаемого метода состоит в сочетании использования математического аппарата $Д\Pi \Phi$ (сбор и выделение данных из сигнала тока) и ИНС (вычисление углового положения ротора по набору частотных составляющих тока). Есть отличия в виде данных, по которым осуществляется идентификация положения ротора, а именно, использование гармонических составляющих фазных токов, определяемых ДПФ. Кроме того, определяются набор гармонических составляющих и структура ИНС (число нейронов в скрытом слое), при которых достигается требуемая точность. Сеть задействуется один раз для нескольких циклов коммутации фаз ВИМ, что снижает затраты времени при вычислениях, хотя при этом ИНС идентифицирует только углы включения фаз, а не текущее положение ротора.

По сравнению с другими методами управления нейросетевые методы обладают следующими пре-

Метод идентификации положения ротора ВИМ	Оценка	
	Преимущества	Недостатки
Метод измерения времени нарастания (или спада) тока в фазе ВИМ [2]	Простая реализация. Не требуются дополнительные датчики или измерительные цепи. Работоспособность при низких частотах вращения	Низкая точность, так как не учитываются взаимное влияние фаз, ЭДС вращения, шум коммутаций. Зона нечувствительности при нулевом наклоне I (q)
Метод градиента тока [3] (определение производной кривой тока)	Простота реализации. Работоспособность при высоких частотах вращения	Требуется дополнительный алгоритм пуска. Снижение точности при низких частотах вращения
Метод регенеративного тока [4]	Простота реализации. Высокая помехоустойчивость. Низкая стоимость	Требуется дополнительный алгоритм пуска. Небольшой диапазон регулирования. Возможно недоиспользование ВИМ
Методы, использующие математическую связь между током, потокосцеплением и угловым положением [1]	Устойчивость работы как на низких, так и на высоких скоростях, а также при резких изменениях управляющих и возмущающих воздействий	Требуются датчики тока и датчики напряжения. Подверженность взаимному влиянию фаз. Требуется учёт насыщения магнитной системы. Зависимость от параметров ВИМ
Метод взаимных потокосцеплений между активными и неактивными фазами [5]	В качестве датчиков используются неактивные фазы	Сложность реализации измерительных цепей
Метод синхронной демодуляции [6]	Учёт большинства возмущающих факторов	Сложность реализации измерительных цепей и процесса вычислений
Применение наблюдателей [7, 8]	Возможность адаптивного управления. Высокая эффективность	Требуется дополнительный алгоритм пуска. Большой объём вычислений

имуществами: обучение на примерах не требует задания алгоритма управления в явном виде; устойчивость к изменению параметров объекта управления, обусловленная ассоциативными свойствами ИНС; хорошая отказоустойчивость и высокая надёжность работы, так как информация распределена по всей ИНС; эффективность управления в реальном масштабе времени. Основным недостатком аппарата нейронных сетей является отсутствие строгой теории о выборе структуры ИНС, а также о необходимости и достаточности обучения.

Каждый из рассмотренных методов позволяет в той или иной мере учесть перечисленные явления, понижающие качество идентификации (см. таблицу) путём введения ограничений на режимы работы ЭП, совершенствованием алгоритма или введением допущений. Следовательно, и эффективность рассмотренных методов тоже разная.

Рассмотрим бездатчиковый ВИП, в основу работы которого положены математические аппараты ДПФ и ИНС. Покажем, что предлагаемый метод по ряду показателей может улучшить качество идентификации положения ротора. Структура бездатчикового ВИП приведена на рис. 1. В основу организации движения бездатчикового ВИП положен следующий алгоритм:

1) в процессе управления осуществляется выборка изменяющегося фазного тока i[t] при известном алгоритме изменения питающего фазного напряжения за цикл коммутации (прямоугольная форма импульсов напряжения, известные длительность и значение); 2) с использованием ДП Φ формируется частотный образ состояния ВИМ (*i*[*t*] \otimes *I*[*k*], где *k* – точка спектра, *t* – дискретный момент времени);

3) ИНС по частотному образу идентифицирует параметры движения $(I[k] \otimes A)$.

Нейросеть идентифицирует углы включения фаз (параметры движения *A*) на измерительном участке. Задающий сигнал *C* – задание частоты вращения ротора ВИМ. По соотношению частоты



Рис. 1. Структура бездатчикового ВИП: B – выпрямитель; P – регулятор; ИHC – алгоритм искусственной нейронной сети; $ДП\Phi$ – алгоритм дискретного преобразования Φ урье; BИM – вентильно-индукторная машина; A – идентифицированные параметры движения; B – управляющее воздействие; C – заданная частота вращения; i[t] – отсчёты тока во временной области; I[k] – частотный образ

коммутации фаз и идентифицированных углов включения регулятор P вычисляет фактическую частоту вращения ротора на измерительном участке, а также вектор управляющих воздействий B (длительности импульсов прикладываемого к фазам напряжения, частоту и моменты коммутации фаз). Электронный коммутатор K реализует требуемые параметры движения электропривода.

Первый пункт алгоритма управления основан на следующем положении. При питании фаз ВИМ от инвертора напряжения прямоугольными импульсами напряжения форма фазных токов, определяемая электромагнитными переходными процессами, зависит от углов включения фаз. Это объясняется зависимостью индуктивного сопротивления фазы ВИМ от взаимного положения зубцов статора и ротора.

При реализации алгоритма идентификации на экспериментальной установке сняты осциллограммы фазных токов ВИМ (рис. 2), которые показывают влияние углов включения и частоты вращения ротора на форму токов. В качестве примера на рис. 2,*а* представлена чувствительность формы тока к ЭДС вращения при постоянном угле включения



Рис. 2. Экспериментальные кривые токов фаз ВИМ: a — при постоянном угле включения (5°) и разных значениях частоты вращения ротора; δ — при постоянной частоте вращения ротора (150 об/мин) и разных значениях угла включения

фазы, а рис. $2, \delta$ показывает чувствительность к углу включения при постоянной частоте вращения ротора. Два набора приведены неслучайно. На рис. 2, a на участке нарастания тока расхождение кривых увеличивается с ростом тока (на начальном участке кривые почти совпадают). На рис. $2, \delta$ расхождение кривых заметно уже при незначительном токе. Скорость нарастания токов в рассмотренных случаях также отличается. Этого, как показывает опыт, достаточно для отделения одного фактора, влияющего на кривые фазного тока, от другого (изменения ЭДС вращения и угла включения) при идентификации ротора ВИМ. При снятии экспериментальных кривых фазных токов (рис. 2) для вращения ВИМ использовалась нагрузочная машина.

Искажение формы фазных токов означает изменение их гармонического состава, который может быть определён с помощью дискретного преобразования Фурье, позволяющего получить по сигналу, представленному во временной области, его эквивалентный образ в частотной области. Если в качестве набора входных данных ДПФ в соответствии с первым пунктом алгоритма используется конечное число отсчётов N сигнала во временной области, то фундаментальное уравнение для N-точечного ДПФ выглядит следующим образом:

$$X(k) = \frac{1}{N} \bigwedge_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2pnk}{N}} =$$
$$= \frac{1}{N} \bigwedge_{n=0}^{N-1} x(n) \exp \frac{2pnk\ddot{Q}}{N} \frac{j}{\dot{Q}} \sin \frac{2pnk\ddot{Q}}{N} \frac{j}{\dot{Q}} \frac{j}{\dot{Q}} \sin \frac{2pnk\ddot{Q}}{N} \frac{j}{\dot{Q}} \frac{j}{\dot{Q$$

где X(k) — частотный выход ДПФ в k-й точке спектра; x(n) - n-й отсчёт во временной области, который в общем случае может быть вещественным или комплексным.

Таким образом, выходной спектр ДПФ X(k) является результатом вычисления свёртки между выборкой, состоящей из входных отсчётов во временной области, и набором из N пар гармонических базисных функций (синус и косинус).

Уравнение ДПФ позволяет реализовать второй пункт алгоритма организации движения ВИП.

Совокупность отсчётов тока фаз ВИМ в частотной области (амплитудные и фазовые или действительные и мнимые составляющие) можно назвать частотным образом ВИМ. Измерительный участок (интервал времени, в течение которого формируется массив дискретных отсчётов тока во временной области) равен по длительности двум периодам повторения импульсов тока.

Примеры частотных образов, рассчитанных по экспериментальным кривым тока, приведены на рис. 3 и 4. На рис. 3 представлены частотные образы для случаев, когда амплитуды двух соседних им-



Рис. 3. Частотные образы ВИМ при неустановившемся движении: a — кривые фазных токов; δ — вещественные составляющие частотного образа; s — мнимые составляющие частотного образа



Рис. 4. Частотные образы ВИМ при установившемся движении с постоянным углом коммутации: a — кривые фазных токов; δ — вещественные составляющие частотного образа; s — мнимые составляющие частотного образа

пульсов отличаются из-за различия углов коммутации при рассогласовании коммутации фаз и движения ротора. Такие случаи в рассматриваемом алгоритме могут возникать в динамике, например при изменении нагрузки. Это объясняется тем, что информация о положении ротора ВИМ обновляется только после очередного измерительного участка, после чего прогнозируется дальнейшее движение. На рис. 4 приведены частотные образы для случаев установившегося движения с неизменным углом включения фаз.

Расчёт гармонического состава токов фаз при варьировании на измерительном участке параметров движения ВИМ, а именно частоты вращения ротора, углов включения фаз, длительности импульсов напряжения, показал, что при каждом сочетании варьируемых параметров в частотном образе имеются характерные особенности. Варьирование указанных параметров вызывает изменение действительных и мнимых гармонических составляющих частотного образа ВИМ. Так, при сопоставлении частотных образов на рис. 3 и 4 установлено влияние рассогласования ротора и поля статора на вещественные $\operatorname{Re}I(k)$ и мнимые $\operatorname{Im}I(k)$ составляющие, например при $k_{\operatorname{Re}} = 0$ и $k_{\operatorname{Im}} = 1$.

Так как аналитическая зависимость между частотным образом и параметрами движения ВИМ неизвестна, то для их идентификации был применён математический аппарат искусственных нейронных сетей (третий пункт алгоритма управления). Указанная зависимость автоматически аппроксимируется в процессе обучения. Обученная ИНС ставит в соответствие частотному образу вектор идентифицируемых параметров движения. Наличие характерных составляющих позволяет говорить о том, что по частотному образу можно идентифицировать параметры движения.

На основе сопоставления известных архитектур ИНС был принят двухслойный персептрон (с одним скрытым слоем) с сигмоидальными активационными функциями (гиперболический тангенс) (рис. 5). Такая сеть имеет сравнительно простое математическое описание, достаточно высокую эффективность и гибкость структуры [11]. К недостаткам персептрона следует отнести отсутствие чётких рекомендаций по выбору структуры и по достаточности обучения, что рекомендуется оценивать по результатам работы [11]. Математически скрытый слой персептрона выполняет следующее преобразование:

$$Y = f(s) = f(XW - B), \tag{2}$$

где X, Y – соответственно входной и выходной векторы; W – матрица весовых коэффициентов слоя; B – вектор смещения; f(s) – функция активации, применяемая поэлементно к компонентам вектора s.

В частотном образе можно выделить наиболее информативный участок, т.е. можно ограничить число гармонических составляющих, которое анализируется с помощью ИНС. Так, в процессе обучения ИНС было установлено, что для идентификации параметров движения ВИП входной вектор должен содержать частоту коммутации фаз, длительность импульсов прикладываемого напряжения, постоянную составляющую частотного образа (k=0), а также вещественную и мнимую составляющие гармоники k=1 (рис. 3 и 4). Как показано на рис. 6, дальнейшее увеличение числа гармоник повышает точность в пределах технической погрешности; ИНС имеет два выхода — это углы включе-



Рис. 5. Персептрон

ния фаз, которые коммутируются на измерительном участке.

На рис. 6 приведены диапазоны углов включения одной из фаз, которые ИНС ошибочно идентифицирует как контрольное значение угла q, входящего в обучающую выборку. Объяснение здесь следующее. При разных сочетаниях углов включения фаз некоторые составляющие частотных образов оказываются близкими по значению (рис. 3 и 4), и если ограничиться анализом только этих составляющих, то частотные образы для ИНС будут неразличимы. Поэтому для идентификации требуется учитывать несколько составляющих. При наборе $k_{\text{Re}} = 0,1$ и $k_{\text{Im}} = 1$ цель идентификации углов включения достигается, что показано на рис. 6.

Обучение и проверка работоспособности ИНС проводились следующим образом. По экспериментальным данным составлялись обучающая и контрольная выборки – частотные образы при варьируемых параметрах движения. Обучающая выборка учитывает возможные сочетания параметров движения и используется для обучения математической модели ИНС в системе Matlab [12]. Далее ИНС тестируется по контрольной выборке, не использованной при обучении. Обученная ИНС должна давать правильные ответы на примеры обеих выборок. Из математической модели ИНС извлекаются весовые коэффициенты (матрица весовых коэффициентов) и смещения (вектор смещения), которые масштабируются для удобства представления в памяти микроконтроллера. Использование системы Matlab позволяет автоматизировать обучение, что повышает удобство этого процесса.

Для оптимизации структуры ИНС рассматривались персептроны с различным числом нейронов в скрытом слое. При каждой конфигурации ИНС оценивалась точность идентификации положения ротора ВИМ по процентному содержанию ошибок в контрольной выборке. Ответ ИНС считается верным, если отличается от эталонного значения менее чем на четверть интервала дискретизации угла при составлении обучающей выборки. Такой критерий был принят в связи с ограниченностью числа разрядов при микропроцессорной реализации. Кроме того, небольшая погрешность допускается для избежания переобучения (слишком точной аппроксимации) ИНС [11]. Так, было установлено, что при достаточном числе циклов обучения ошибочные результаты в контрольной выборке исчезают уже при шести нейронах в скрытом слое, даже при искажении входных векторов. Искажение достигалось изменением питающего напряжения, а также сопротивления фаз ВИМ. Искажение сигнала вызывает также ограниченная разрядность при цифровом представлении тока. Это показывает, что ИНС оказалась способной к обучению, обоб-



Рис. 6. Влияние набора гармонических составляющих на точность идентификации положения ротора ВИМ: *1, 2, 3* – диапазоны углов коммутации фазы, ошибочно определяемых ИНС как q при различных вариантах сочетаний гармонических составляющих *k*

щению и ассоциированию [12], т.е. появляется основание для оптимизации структуры ИНС без снижения качества идентификации.

Для оценки работоспособности всего алгоритма в целом в соответствии со структурной схемой на рис. 1 в системе Matlab была составлена компьютерная модель. На рис. 7 приведён результат моделирования отработки системой ЭП с ИНС скачка сигнала задания частоты вращения (реализация всего цикла алгоритма управления).

Нагрузка системы реактивная с моментом сопротивления M_с и моментом инерции J. С момента времени t = 0 до t_1 приложенный к валу двигателя момент нагрузки $M_{\rm c}$ уравновешивается электромагнитным моментом двигателя, создаваемым токами фаз ВИМ. Скважность прикладываемых к фазам ВИМ импульсов напряжения (управляющее воздействие регулятора) равна g₁, а фазы коммутируются согласованно с положением ротора ВИМ. В момент времени t₁ скачком увеличивается сигнал задания частоты вращения ротора w₇. Для создания динамического момента, необходимого для разгона, требуется увеличить среднее значение электромагнитного момента двигателя. Для этого увеличивается скважность протекающих по фазам токов путём увеличения скважности импульсов напряжения, прикладываемых к фазам, до $g_2 > g_1$.

Под действием динамического момента возрастает частота вращения ротора ВИМ. Отклонение вращения ротора от последовательности коммутации фаз приводит к тому, что фазы ВИМ начинают коммутироваться при большем значении индуктивности. Это сказывается на форме фазных токов.

Далее (в моменты времени t_2 и t_3) в соответствии с алгоритмом управления происходит корректировка частоты и начала последовательности коммутаций фаз для согласования с вращением ротора. На последнем за время разгона измерительном участке частота вращения ротора достигает заданного уровня. Помимо корректировки частоты коммутации фаз происходит уменьшение среднего значения электромагнитного момента ВИМ (сокращается скважность импульсов тока), после чего ротор вращается с постоянной частотой. Результаты моделирования отработки системой приложения нагрузки показали, что с момента времени t₀ под действием динамического момента частота вращения ротора снижается. Это приводит к отклонению ротора от последовательности коммутации фаз. После нескольких измерений углов включения, когда система определила отклонение в движении ротора ВИМ, происходит увеличение длительности токов фаз, чтобы создать динамический момент. В момент времени подхода к заданной частоте вращения ротора происходит сокращение длительности фазных токов, чтобы электромагнитный момент двигателя уравновесил нагрузку.

Систему управления ВИП предлагается реализовать с помощью современной микропроцессорной техники. Несмотря на существование специальных сигнальных контроллеров, предназначенных для цифровой обработки сигналов, в том числе и для алгоритма ДПФ, и нейроконтроллеров для реализации ИНС, оба указанных алгоритма могут быть реализованы с помощью одного микроконтроллера общего назначения, стоимость которого на порядок ниже стоимости нейроконтроллеров, например NM6403.

Следует отметить некоторое сходство алгоритмов ДПФ и ИНС с математической точки зрения: оба требуют многократных операций умножения и сложения, а также используют массивы данных. Алгоритм ДПФ требует использования таймеров и аналого-цифрового преобразователя (АЦП) для



Рис. 7. Отработка системой скачка сигнала задания: w_z – заданная частота вращения ротора; w_r – частота вращения ротора ВИМ; w_e – частота коммутации фаз; ИУ – измерительный участок

дискретизации сигнала, алгоритм ИНС — реализации нелинейной (активационной) функции, что достигается использованием табличных функций. Для реализации алгоритма управления был принят микроконтроллер PIC18F2320 фирмы MICROCHIP. Он позволяет реализовать указанные математические операции благодаря наличию аппаратного умножения, возможности передавать данные из памяти программ в память данных, наличию указателей для косвенной адресации данных, а также программируемых таймеров и модуля АЦП. Программное обеспечение разрабатывалось с использованием интегрированной среды проектирования MPLAB IDE.

Алгоритм вычисления ДПФ целесообразно распределить во времени, так как для повышения скорости вычислений удобнее рассчитывать ДПФ не после накопления всего массива входных отсчётов, а обрабатывать каждый вновь поступающий входной отсчёт тока с накоплением результата в массиве X(k) (рис. 8):

$$X(k) = \frac{1}{N} (x(0)W_N^{0,k} + x(1)W_N^{1,k} + \dots$$
$$\dots + x(N-1)W_N^{N-1,k}),$$
(3)

где $W_N^{n,k}$ – коэффициенты поворота; $W_N^{n,k} = \sin \frac{2pnk}{k} \frac{\ddot{o}}{\dot{o}}$ при расчёте мнимых составляющих; $W_N^{n,k} = \cos \frac{2pnk}{k} \frac{\ddot{o}}{\dot{o}}$ при расчёте вещественных составляющих.

составляющих.

Каждое новое слагаемое вычисляется при получении очередного отсчёта тока во временной области.

Для улучшения качества управления в реальном масштабе времени массив расчётных данных ДПФ обновляется частично, так как используются результаты предыдущих шагов. Алгоритм ИНС явля-

ется достаточно затратным по времени ввиду большого объёма вычислений. Однако время вычислений существенно снижено за счёт ограничения разрядности операндов и числа нейронов в скрытом слое.

Отладка программ ДПФ и ИНС показала достаточно высокую точность и скорость вычислений. Алгоритм ДПФ позволил микроконтроллеру рассчитать частотные образы по дискретным отсчётам тока ВИМ, а алгоритм ИНС — идентифицировать углы включения фаз.

Для оценки времени вычисления выходного вектора искусственной нейронной сетью рассмотрены персептроны с различным числом нейронов в скрытом слое. Так, ИНС с пятью входами, двумя выходами и десятью нейронами в скрытом слое вычисляет выходной вектор примерно за 250 мкс. Если сократить число нейронов в скрытом слое до шести, то время вычисления сокращается приблизительно до 150 мкс; качество работы ИНС при этом не изменяется.

Результаты компьютерного моделирования и экспериментальных исследований демонстрируют работоспособность предложенного алгоритма управления бездатчиковым ВИП.

В заключение следует отметить. Рост вычислительной мощности микроконтроллеров (как специализированных, так и общего назначения) позволяет реализовать сложные алгоритмы управле-



Рис. 8. Распределение времени при вычислении ДПФ: $t_{A\Pi\Pi}$ – время аналого-цифрового преобразования; $t_{\Pi\Pi\Phi}$ – время обработки алгоритмом ДПФ очередного отсчёта тока; $t_{\rm MHC}$ – время работы алгоритма ИНС; Dt – интервал дискретизации сигнала; T – измерительный участок; N – число точек ДПФ

ния ЭП; ВИМ является нелинейным объектом управления, что даёт основание использовать искусственные нейронные сети для идентификации и управления. В предложенном алгоритме роль ДПФ состоит в сборе и выделении данных требуемой структуры; ИНС применяется для обработки этой информации и вычисления углового положения ротора ВИМ. Нейросеть оптимизируется для решения задачи в реальном масштабе времени путём выбора подходящей архитектуры, способа обучения и средств реализации. Сравнение работоспособности ИНС с разным числом нейронов по примерам контрольной выборки позволило определить число нейронов в скрытом слое, при котором достигается требуемая точность. Сопоставление частотных образов ВИМ по анализу работы ИНС, обученных при разных наборах гармонических составляющих частотного образа, позволило определить их необходимое сочетание для однозначности и точности результата. Распределение алгоритма ДПФ по времени сокращает общее время вычислений путём параллельного выполнения нескольких действий. Применение ИНС согласно контрольным примерам позволило без дополнительных вычислительных средств достигнуть устойчивости к изменению параметров ВИМ и к помехам, что заложено в средстве реализации алгоритма. Алгоритм ДПФ дает возможность выделить из сигнала полезные составляющие. В отличие от некоторых методов идентификации положения ротора ВИМ предложенный метод учитывает ЭДС вращения.

Укажем недостатки алгоритма. Для обеспечения достаточности обучения ИНС обучающая выборка должна быть объёмной и представительной. Отсчёт угла включения очередной фазы возможен только по результатам обработки данных с предыдущего измерительного участка, что приводит к зависимости скорости обновления информации от частоты вращения ротора. Требуется настройка на конкретный тип двигателя, алгоритм требует большого объёма вычислений. Нечувствительность, появляющаяся при нулевом наклоне зависимости I (q), которая, однако, благодаря применению нескольких последовательных измерительных импульсов компенсируется. В процессе выбора, оптимизации, обучения и оценки работоспособности ИНС имеются неформализуемые этапы.

_СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бычков М.Г., Фукалов Р.В. Универсальная модульная микропроцессорная система управления вентильно-индукторным двигателем. — Электричество, 2004, №8.

2. Krishnan R. Switched reluctance motor drives: modeling, simulation, analysis, design and applications. — Center for Organizational and Technological Advancement (COTA), Virginia Tech, Blacksburg, 2001.

3. Gallegos-Lopez G., Kjaer P.C. and Miller T.J.E. A new sensorless method for switched reluctance motor drives. — IEEE Trans. on Ind. Appl., 1998, 34(4).

4. Аракелян А.К., Глухенький Т.Г. Определение положения ротора в высокоскоростных бездатчиковых вентильно-индукторных электроприводах. – Электричество, 2003, №4.

5. Ehsani M., Husain I., Rotor position sensing in switched reluctance motor drives by measuring mutually induced voltages. – Conf. Rec. IEEE Ind. Appl. Soc., Oct., 1992.

6. Egan M.G., Harrington M.B., Murphy J.M.D. PWM-based position sensorless control of variable reluctance motor drives. — Proc. Eur. Power Electronics Conf., 1991.

7. Lumsdaine A., Lang J.H. State observers for variablereluctance motors. — IEEE Trans. on Industrial Electronics, 1990, 37(2).

8. Elmas C., Zelaya-De La Parra H. Application of a full-order extended Luenberger observer for a position sensorless operation of switched reluctance motor drive. — IEEE Proc. on Control Theory Appl., 1996 143(5).

9. Bellini, A., Filippetti F., Franceschini G. et al. Position sensorless control of a SRM drive using ANN-techniques. — Conf. Rec. IEEE Ind. Appl. Soc., Oct., 1998.

10. Mese E., Torrey D.A. Sensorless position estimation for variable-reluctance machines using artificial neural networks. — Conf. Rec. IEEE Ind. Appl. Soc., Oct., 1997.

11. **Терехов В.А.** Нейросстевые системы управления: Учебное пос. для вузов – М.: Высшая школа, 2002.

12. **Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю.** Нечёткая логика и искусственные нейронные сети. — М.: Изд-во физ.-мат. лит-ры, 2001.

[26.05.11]

Авторы: Полющенков Игорь Сергеевич окончил Смоленский филиал МЭИ в 2008 г. Магистр техники и технологии по направлению «Электротехника, электромеханика и электротехнологии». Аспирант Смоленского филиала МЭИ.

Льготчиков Валерий Вениаминович окончил электромеханический факультет Смоленского филиала МЭИ в 1978 г. В 2005 г. защитил в Российском государственном аграрном заочном университете докторскую диссертацию «Микропроцессорный электропривод сельскохозяйственных установок с учетом усталостного старения изоляции электродвигателя». Профессор кафедры «Электромеханические системы» Смоленского филиала МЭИ.