

## СИСТЕМА ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ИНТЕРЕСА В ЗАДАЧЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ ЗА ПЕШЕХОДНЫМИ ПЕРЕХОДАМИ

М.А. Колосовский

Проведен анализ особенностей задачи видеонаблюдения за пешеходными переходами и предложена система обнаружения объектов интереса, учитывающая эти особенности. Система состоит из детектора на основе гистограмм ориентированных градиентов и детектора активности. Проведено тестирование точности обнаружения и производительности предложенной системы. Последующая работа состоит в объединении предложенной системы и трекера.

**Ключевые слова:** обнаружение объектов, детектор активности, видеонаблюдение, компьютерное зрение

### Введение

Системы видеонаблюдения приобретают все большую популярность в настоящее время. Одним из востребованных направлений развития этих систем является наблюдение за транспортом, позволяющее решать такие задачи, как контроль правил дорожного движения, мониторинг загруженности дорог, поиск угнанных автомобилей [1]. Обязательным компонентом систем слежения за транспортом являются надежные алгоритмы компьютерного зрения, способные отслеживать на видео передвижение автомобилей и пешеходов.



Рисунок 1 - Пример кадра, снятого камерой наблюдения за пешеходным переходом

Представляемая работа посвящена задаче наблюдения за пешеходными переходами (рисунок 1) для контроля соблюдения на них правил дорожного движения (ПДД). Цель работы – разработать алгоритмы обнаружения и сопровождения участников движения, адаптированные к решению этой задачи. Основными сложностями в разработке подобных систем являются высокие требования к скорости работы и к устойчивости алгоритмов в условиях продолжительной съемки.

Задачи, которые ставят системам видеонаблюдения, далеко не новы [2]. На данный момент уже разработаны десятки алгоритмов обнаружения, распознавания и сопровождения (трекинга) объектов. Тем не менее, практика показывает, что применение даже передовых алгоритмов компьютерного зрения не

дает стабильно хороших результатов при наблюдении за реальными объектами [3]. Как минимум, в таких случаях нужна настройка алгоритмов под конкретные условия съемки (калибровка камеры под 3D расположение сцены, настройка на конкретный фон, освещенность, свойства аппаратного обеспечения). Таким образом, нельзя просто использовать любые алгоритмы компьютерного зрения, необходимо учитывать особенности решаемой задачи и комбинировать имеющиеся подходы для ее решения.

В данной работе представлен анализ особенностей задачи видеонаблюдения за пешеходными переходами, предложена система обнаружения пешеходов, оптимизированная под решение этой задачи.

### Задача видеонаблюдения за пешеходными переходами

Обнаружение и отслеживание объектов определенного класса сопряжено с рядом трудностей, таких, как внутриклассовая изменчивость объектов интереса, перекрытие объектов друг другом, шум и многое другое. При решении задачи наблюдения за пешеходными переходами нужно учитывать, что некоторые трудности проявляются в меньшей степени благодаря следующим особенностям:

- стабильность позы пешеходов: пересечение проезжей части пешеходы выполняют в вертикальном положении;
- масштаб объектов интереса меняется в небольших пределах;
- пешеходы и автомобили не наклоняются при движении и не поворачиваются (т.е. их видно с одной и той же стороны);
- относительно небольшая скорость движения объектов;
- новые объекты появляются в определенных местах кадра;

## РАЗДЕЛ 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ, РАСЧЕТ И ОБРАБОТКА ДАННЫХ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ

- траектории движения пешеходов и автомобилей подчинены ряду простых шаблонов;
- неподвижная камера;
- стабильный фон, исключая изменения погодных условий и времени суток.

Кроме того, контроль соблюдения ПДД на пешеходных переходах не требует точно знать количество пешеходов на переходе и отделять их друг от друга. Важен сам факт наличия пешеходов.

Сложность задачи заключается в разрешении следующих трудностей:

- частое перекрытие объектов друг другом;
- шумы камеры и изменения, вызванные погодными условиями;
- сложный фон;
- возможна неравномерность освещения (если, например, на часть перехода падает тень, а другая хорошо освещена).

Практическое внедрение накладывает ряд требований:

- работа в режиме реального времени;
- минимум настройки на каждой новой точке

г) Механизм локализации целей на последующих кадрах (перебор по окрестности, фильтр Калмана, фильтр частиц, ядерная локализация и другие);

д) Алгоритм сопоставления следов разных объектов на разных кадрах (метод ближайшего соседа, минимальное паросочетание и другие; двух- и многокадровые алгоритмы);

е) Управляющий блок, поддерживающий список сопровождаемых объектов и распознающий поведение объектов по их траекториям.

В этой статье представлено детальное описание обучения и работы детектора объектов интереса, а также детектора активности, уменьшающего нагрузку на вычислительно сложный детектор объектов. При добавлении трекера в систему детектор активности будет связующим звеном между трекером и детектором, обнаруживающим новые объекты для сопровождения и восстанавливающим сопровождение объектов, потерянных трекером (рисунок 2).

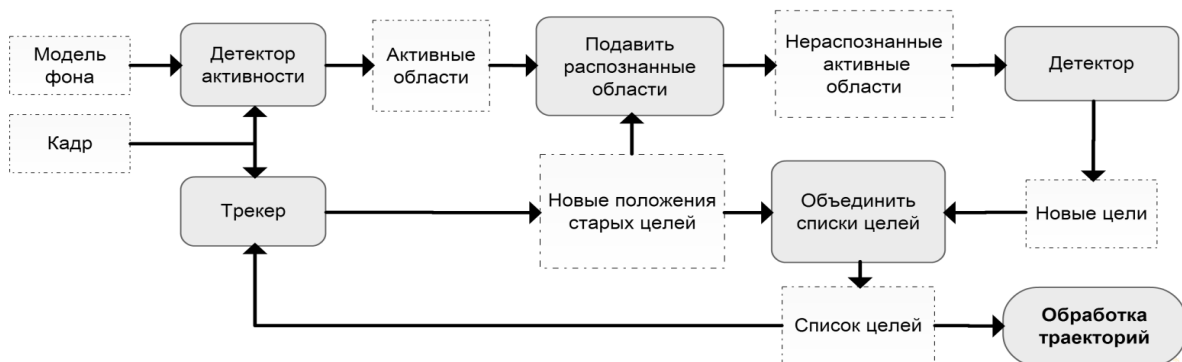


Рисунок 2 - Схема системы обнаружения и сопровождения пешеходов

- наблюдения;
- небольшое число ложных срабатываний и пропущенных нарушений.

### Система видеонаблюдения за пешеходными переходами

Рассмотрим типичные аспекты, определяющие работу системы обнаружения и сопровождения объектов интереса (целей) [1]:

- Детектор, обнаруживающий объекты интереса (например, на основе особых точек, градиентов, структурных моделей и других подходов);
- Признаки сопровождаемого объекта (цвет, форма, особые точки, градиенты и другие);
- Модель представления признаков объекта (шаблон, гистограмма и другие; точка/прямоугольник/эллипс/«скелет»/деформируемая модель и другие);

**Детектор объектов интереса.** Для решения поставленной задачи использовался детектор объектов на основе гистограмм ориентированных градиентов [4] (реализованной в [5]), который является одним из лучших детекторов в настоящее время. Суть его состоит в последовательном сканировании методом скользящего окна тестируемого изображения, извлечении гистограммы ориентированных градиентов и сравнении с эталонной гистограммой. Гистограмма ориентированных градиентов представляет собой информацию о том, градиенты какого направления обычно встречаются в том или ином месте искомого объекта (рисунок 3а-б). Для положительных и отрицательных обучающих примеров строятся гистограммы, по которым обучается классификатор, например, SVM (рисунок 3в). Обычно детекторы

СИСТЕМА ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ИНТЕРЕСА В ЗАДАЧЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ ЗА ПЕШЕХОДНЫМИ ПЕРЕХОДАМИ

объектов запускаются на пирамиде изображений, однако благодаря низкой вариативности размеров обнаруживаемых объектов в рассматриваемой задаче можно ограничиться запуском детектора лишь на одном фиксированном масштабе.

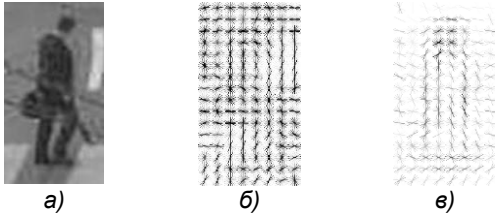


Рисунок 3 - Положительный обучающий пример (а), его гистограмма градиентов (б). Обученный классификатор (в)

В данных, которые использовались для обучения и тестирования [6], размечен лишь каждый четвертый кадр, что в сумме дает порядка 900 положительных примеров для обучения. Это множество было расширено до 2200 примеров за счет разметки промежуточных кадров при помощи линейной интерполяции траектории. Также из обучающего множества были удалены примеры сидячих людей и примеры людей, видимых спереди или сзади, так как эти примеры не важны для решаемой задачи, но зато увеличивают внутриклассовую изменчивость обнаруживаемых объектов, чем мешают классификатору. Результаты измерения качества (таблица 1) показывают, что полнота обнаружения увеличилась на 15% (описание метрик качества – в секции 4).

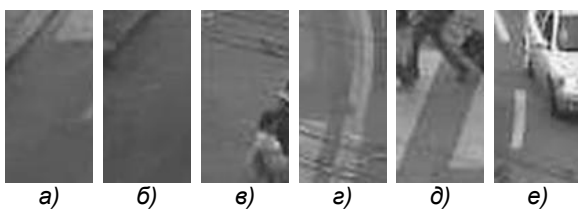


Рисунок 4. Примеры «простых» (а-в) и «сложных» (г-е) отрицательных обучающих примеров

Был проведен эксперимент по уменьшению количества ложных срабатываний, применив технику извлечения сложных отрицательных примеров (*mining hard negatives*) [7]. Как известно, отрицательных примеров для обучения можно извлечь значительно больше, чем положительных. Поэтому для уменьшения количества ложных срабатываний детектора, желательно выбирать «сложные» для классификатора отрицательные примеры, т.е. похожие на пешеходов (рисунок 4). Таким образом, классификатор построит

границу «пешеход – не пешеход» более точно. Как видно из таблицы 1, применение этой техники несколько увеличило точность, но значительно уменьшило полноту. В итоге, был выбран расширенный набор без «сложных» отрицательных примеров.

Таблица 1 – Сравнение эффективности обучающих наборов

Обучающий набор примеров	Точность	Полнота	F-мера
Исходный набор (900 положительных примеров)	1.0000	0.7007	0.8240
Расширенный набор (2200 положительных примеров)	0.9954	0.8571	0.9211
Расширенный со сложными отрицательными примерами	0.9973	0.7551	0.8587

Алгоритмы обнаружения вычислительно очень затратные, поэтому шаг смещения скользящего окна был увеличен до 8 пикселей, что дало ускорение более чем в 10 раз с небольшой потерей качества (секция 4). Также была сокращена площадь, обрабатываемая детектором, до области перехода, не затрагивая проезжую часть, предназначенную только для автомобилей. Это дало ускорение еще в два раза (секция 4). Кроме того, для ускорения обнаружения объектов был применен детектор активности, описанный в следующей подсекции.

**Применение детектора активности.**

Детектор активности предназначен для выделения областей кадра, где обнаружено некоторое изменение по сравнению с фоном. Его применение позволяет запускать вычислительно сложный детектор только на этих областях, а также работать системе в «фоновом» режиме (т.е. выполняя небольшое количество вычислений), пока на переходе никого нет. С технической точки зрения фоновый режим – еще и экономия электроэнергии вычислительным блоком.

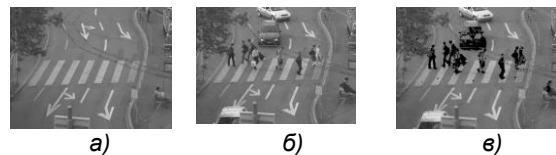


Рисунок 5 - а) модель фона, полученная медианным методом; б) текущий кадр; в) маска активных пикселей (бинаризация разницы между кадром и фоном)

Разработанный детектор активности использует модель фона на основе медианных значений пикселей на последних кадрах (рисунок 5а):

$$B(x, y, t) = \text{median}_{i=1..k} \{I(x, y, t - i)\},$$

## РАЗДЕЛ 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ, РАСЧЕТ И ОБРАБОТКА ДАННЫХ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ

где  $I(x,y,t)$  –  $t$ -ый кадр,  $B(x,y,t)$  – модель фона для  $t$ -го кадра.

Каждый кадр (рисунок 5б) сравнивается с полученной моделью фона и те пиксели, где разница превосходит заданный порог, считаются активными (рисунок 5в), т.е. принадлежащими объектам, а не фону:

$$A(x, y, t) = |I(x, y, t) - B(x, y, t)| > H$$

где  $A(x,y,t)$  – маска активных пикселей для  $t$ -го кадра,  $H$  – порог бинаризации.

Как видно из рисунка 5в, такой подход дает далеко не идеальные результаты:

- некоторые части объектов слабо отличаются от фона, поэтому форма выделенных связных областей (блобов) отличается от истинной формы объектов и одному объекту может соответствовать несколько областей;
- тени искажают форму объектов, так как выделяются как активные области;
- шум камеры и слабо меняющиеся объекты фона (например, деревья) провоцируют появление небольших ложных областей.

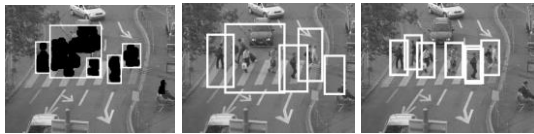


Рисунок 6 - а) маска активных пикселей после морфологических операций, прямоугольники выделяют только крупные блобы; б) прямоугольные области, обрабатываемые детектором; в) обнаруженные пешеходы

Для удаления шума и объединения частей объектов в единые блобы к бинарной маске активных пикселей  $A$  применяются морфологические операции эрозии и дилатации [8] дисковыми структурными элементами:

$$E(x, y, t) = \min\{ A(x + x', y + y', t) \mid x'^2 + y'^2 \leq R_{erode}^2 \}$$

$$Q(x, y, t) = \max\{ E(x + x', y + y', t) \mid x'^2 + y'^2 \leq R_{dilate}^2 \}$$

где  $Q$  – маска блобов для  $t$ -го кадра. Нужно отметить, что на основе проведенных экспериментов был установлен радиус эрозии ( $R_{erode}=4$ ) значительно меньше радиуса послед-

дующей дилатации ( $R_{dilate}=14$ ). Пример результата этих морфологических операций представлен на рисунке 6а. Среди полученных блобов отбираются те, размер которых превосходит заданный порог (выделены белым прямоугольниками). Получившиеся блобы не повторяют в точности формы объектов, однако такая конфигурация гораздо удобнее для последующей обработки.

Далее вокруг каждого отфильтрованного блоба формируется ограничивающий прямоугольник, который будет вырезан из кадра и перенаправлен детектору (рисунок 6б). В связи с тем, что полученные блобы не идеально повторяют форму пешеходов, не известно, весь ли объект покрыт блобом, а если не весь, то какая часть (верхняя, нижняя, середина). Поэтому преобразование координат прямоугольника, ограничивающего блоб ( $B_{top}$ ,  $B_{bottom}$ ,  $B_{left}$ ,  $B_{right}$ ), в координаты прямоугольника, направляемого детектору ( $D_{top}$ ,  $D_{bottom}$ ,  $D_{left}$ ,  $D_{right}$ ), выглядит следующим образом:

$$D_{top} = \min(B_{top}, B_{bottom} - H) - G$$

$$D_{bottom} = \min(B_{bottom}, B_{top} + H) + G$$

$$D_{left} = \min(B_{left}, B_{right} - W) - G$$

$$D_{right} = \min(B_{right}, B_{left} + W) + G$$

где  $H$ ,  $W$  – высота и ширина сканирующего окна соответственно ( $128 \times 64$ ),  $G$  – ширина дополнительно зазора, исправляющая ошибки выделения блобов ( $G=10$ ). Размер окна соответствует размеру пешеходов на видео (рисунок 3). Размер зазора подобран экспериментально (секция 4).

Каждая пара полученных прямоугольников, которые значительно перекрываются, объединяется в один прямоугольник, пока таких пар не останется. Каждый из полученных прямоугольников отдельно обрабатывается детектором. Площадь, на которой работает детектор, сокращается на 20-90% (в зависимости от количества людей на переходе). Пример полученных обнаружений пешеходов представлен на рисунке 6в. Общая схема алгоритма обнаружения пешеходов продемонстрирована на рисунке 7.

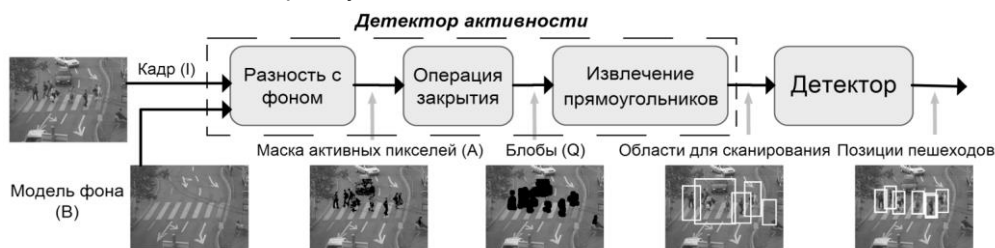


Рисунок 7 - Схема алгоритма обнаружения пешеходов

## СИСТЕМА ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ИНТЕРЕСА В ЗАДАЧЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ ЗА ПЕШЕХОДНЫМИ ПЕРЕХОДАМИ

**Эксперименты.** Тестирование качества обнаружения объекта и производительности проводилось на двух видеофайлах [6].

**Качество обнаружения.** Метриками качества обнаружения были выбраны следующие показатели:

- Точность (P): отношение количества правильно обнаруженных пешеходов к общему числу обнаружений, выданных детектором;
- Полнота (R): отношение количества правильно обнаруженных пешеходов к общему числу отмеченных пешеходов в эталонной разметке;
- F-мера (F-score), или мера Ван Ризбергена: среднее гармоническое точности и полноты. F-мера объединяет эти показатели в одно значение;
- Время работы алгоритма в секундах (T).

Был проведен экспериментальный анализ различных модификаций алгоритма и предлагаемой конфигурации, что позволило прийти к следующим выводам:

- а) Обработка полного изображения уменьшает точность, так как увеличивается число ложных срабатываний не на переходе, полнота изменяется незначительно. Время работы увеличивается в два раза из-за большей площади обработки.
- б) Сканирование всей области перехода (а не только активных областей) немного увеличивает полноту, что свидетельствует о пропуске детектором активности некоторых существенных областей. В случае разреженного потока пешеходов детектор активности сокращает время, однако при плотном потоке дополнительные операции по выделению отдельных частей замедляют алгоритм;
- в) Уменьшение шага скользящего окна может существенно увеличить полноту, однако это достигается чрезвычайно большим увеличением времени работы детектора;
- г) Уменьшение зазора вокруг выделяемых для детектора прямоугольников снижает полноту, а увеличение зазора не изменяет, что говорит о достаточности используемого зазора в 10 пикселей.

**Производительность.** Для оценки производительности было измерено время работы этапов предлагаемого алгоритма (таблица 2). Значительную часть времени (40-60%) занимает работа непосредственно детектора, особенно когда поток пешеходов плотный (видео 2). Также много времени занимают морфологические операции (функции Matlab *imdilate*, *imerode*) и построение прямоугольников (функция *regionprops*), но стоит

заметить, что эти этапы можно ускорить за счет оптимизации этих операций под конкретную задачу.

Как видно из таблицы 2, итоговое время работы превосходит продолжительность видео, что говорит о невозможности работы такого алгоритма в режиме реального времени и необходимости либо использования трекера совместно с детектором, либо существенной оптимизации алгоритма.

Таблица 2 - Время работы этапов предлагаемого алгоритма

Операция	Видео 1		Видео 2	
	сек	%	сек	%
Получение маски активных пикселей	2.469	0.089	1.223	0.042
Морфологические операции	6.953	0.253	3.384	0.115
Построение прямоугольников	6.233	0.227	6.514	0.222
Объединение прямоугольников	0.158	0.006	0.318	0.011
Работа детектора	11.637	0.424	17.951	0.611
Всего	27.45	1.0	29.39	1.0

### Заключение

Проведенный анализ качества и производительности разработанного алгоритма обнаружения объектов интереса в задаче видеонаблюдения за пешеходными переходами показал, что невозможно отслеживать объекты в реальном времени только при помощи детектора из-за его вычислительной сложности. Следующим шагом является присоединение к системе трекера, способного сопровождать найденные цели.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Maggio, E. Video Tracking: Theory and Practice / E. Maggio, A. Cavallaro. - London. Wiley, 2011. - 280 p.
2. Kim, I. Intelligent visual surveillance — A survey / I. Kim, etc // International Journal of Control, Automation and Systems. 2010, Vol. 8, Issue 5, pp 926-939.
3. Li, X. A survey of appearance models in visual object tracking / X Li, etc. // ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST). 2013. - Vol. 4, Issue 4. Article №58.
4. Dalal, N. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection / N. Dalal, B. Triggs // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), 20-26 June 2005, San Diego, CA, USA. Vol. 2, pp. 886-893.
5. Vedaldi, A. VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithms / A. Vedaldi, B. Fulkerson // 18 th Annual ACM International Conference on Multimedia (ACM MM). - Firenze, Italy. October, 2010. - P. 1469-1472.
6. Leibe, B. Coupled Detection and Trajectory Estimation for Multi-Object Tracking / B. Leibe, K.

## **РАЗДЕЛ 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ, РАСЧЕТ И ОБРАБОТКА ДАННЫХ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ**

- Schindler, L. Van Gool // 2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision, Rio de Janeiro, Brazil, October 14-20, 2007. pp. 1–8.
7. Felzenszwalb, P. Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models / P. Felzenszwalb, R. Girshick, D. McAllester, D. Ramanan // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Sep. 2010. - Vol. 32, No. 9, pp. 1627 - 1645.
8. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. - Москва: Техносфера. - 2005. – 1072 с.

*Аспирант Колосовский М.А. maxim.astu@gmail.com – кафедра прикладной математики Алтайского государственного технического университета*

УДК 62 – 831.2

### **ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ РАСЧЕТА МЕХАНИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ТРЕХФАЗНОГО АСИНХРОННОГО ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ С КОРОТКОЗАМКНУТЫМ РОТОРОМ ПРИ ВЕКТОРНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОЙ КОММУТАЦИИ СТАТОРНЫХ ОБМОТКОВ**

М.И. Стальная, С.Ю. Еремочкин, Т.Н. Пивкина

В статье предложено программное обеспечение для расчета механических характеристик трёхфазного асинхронного электродвигателя с короткозамкнутым ротором, запуск и работа которого осуществляется от однофазной сети посредством векторно-алгоритмической коммутации статорных обмоток электродвигателя. Рассмотрены основные функции программного обеспечения, представлены результаты работы на примере электронного полупроводникового преобразователя векторно-алгоритмического типа

**Ключевые слова:** векторно-алгоритмическое управление, трехфазный асинхронный электродвигатель, векторная диаграмма вращающегося поля статора, механические характеристики

#### **Состояние проблемы**

Расчет и построение рабочих и механических характеристик электродвигателя является неотъемлемой частью при исследовании эксплуатационных режимов асинхронных электродвигателей.

Среди известных методов расчета [1,2] характеристик асинхронных электродвигателей преимущественно используются: однофазные схемы замещения электродвигателя, метод построения круговой диаграммы, моделирование электродвигателя в пакетах прикладных программ и экспериментальные исследования.

Однако, использование этих методик для теоретического расчета характеристик трехфазного асинхронного электродвигателя, запуск и работа которого осуществляется от однофазной сети посредством векторно-алгоритмической коммутации статорных обмоток, невозможно по причине отсутствия непрерывной синусоидальности напряжения, поступающего на обмотки электродвигателя, и одновременного неравенства напряжения по величине в каждый момент времени на разных статорных обмотках. Основными при-

чинами неприемлемости известных методик, как правило, являются:

1. модель составлена для одной фазы трехфазного асинхронного электродвигателя, с учетом того, что в других фазах напряжения одинаковы, равны по величине и сдвинуты на 120 электрических градусов во времени;
2. отсутствует возможность полной настройки параметров встроенных математических моделей электродвигателей под конкретные параметры исследуемого электродвигателя.

#### **Предлагаемое решение**

На основании вышеизложенного, был применен векторно-алгоритмический метод расчета среднего значения векторов напряжения статорных обмоток электродвигателя, запуск и работа которого осуществляется от однофазной сети посредством векторно-алгоритмического управления [3].

В связи с этим, была поставлена цель – разработать специализированное программное обеспечение для расчета механических характеристик асинхронных электродвигателей с короткозамкнутым ротором запуск и работа которых осуществляется от однофаз-

*ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК № 2, 2014*