

УДК 004.413.2

Н. Е. Кулишова<sup>1</sup>, Д. А. Авдеев<sup>2</sup><sup>1</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, kunonna@mail.ru<sup>2</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, dmytro.avdieiev@nure.ua

## СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ЖЕСТОВ ЧЕЛОВЕКА В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

В данной статье рассмотрены и описаны возможности применения различных методов распознавания жестов руки в реальном времени в качестве управления различными системами и устройствами. Проанализированы современные методы распознавания жестов руки в реальном времени и произведена оценка возможности их применения при управлении системой умный-дом.

РАСПОЗНАВАНИЕ ЖЕСТОВ, МЕТОДЫ, РЕЖИМ ONLINE, УМНЫЙ ДОМ

### Вступление

Во время разговора человека жестикуляция играет важную функцию, придавая эмоциональный окрас произнесенным словам, привнося в разговор вспомогательную информацию. Исходя из этой тенденции, во всем мире стремительно развивающихся информационных и компьютерных технологий, появляются новые разработки программных продуктов, которые позволяют использовать жесты в интерактивных системах для улучшения коммуникации с глухонемыми, они интерпретируют жесты и присваивают их определенным фрагментам процесса речупрошения [1].

В наше время большая часть населения задумывается о концепции упрощения взаимодействия современных инженерных технологий управления «человек-дом», что требует разработки новых организационно-технических систем контроля и управления домом, квартирой или офисом. При создании новейших технологий необходимо учесть требования и возможности людей с ограниченными способностями. Эти факторы являются предпосылкой для создания образа интерактивной взаимосвязи человека с персональным компьютером «человек-машина» и реализации системы, которая позволит управлять при помощи жестов бытовыми устройствами, приборами [2].

Во время реализации данного проекта возникает необходимость в разработке методологии, которая позволит распознать положения руки человека (его динамические жесты), если рука находится в поле зрения видеокамеры, в возможности отслеживания её движения и изменении формы. Эта задача является первоочередной в системе взаимодействия «человек-машина». Для решения этой задачи вначале необходимо рассмотреть и произвести сравнение существующих методов обнаружения динамических жестов руки, их область применения, выделить их недостатки и преимущества, а после разработать алгоритм анализа потокового видео распознавания жестов.

### 1. Задачи компьютерного зрения

Задачи, относящиеся к компьютерному зрению, являются сложными по многим причинам. Выделим некоторые из них [3].

1. Изображения обычно представляют собой проекции трехмерной реальности на двухмерную плоскость. В ходе этого процесса безвозвратно теряется информация о сцене, главным образом информация о глубине, и, следовательно, утрачивается информация об отношениях соседства между объектами сцены. Чтобы выполнить восстановление трехмерной реальности с помощью компьютера, необходимо использовать, наряду с данными, представляющими изображение, разумные допущения (эвристики) и априорные знания о сцене.

2. Шумы изображения, создаваемые датчиками изображений, также приводят к потерям информации. Это следует учитывать при анализе изображений. Прежде чем выполнить ту или иную операцию по извлечению информации из изображения, необходимо осуществить регуляризацию изображения, например, сглаживание путем свертки изображения с двумерным окном Гаусса.

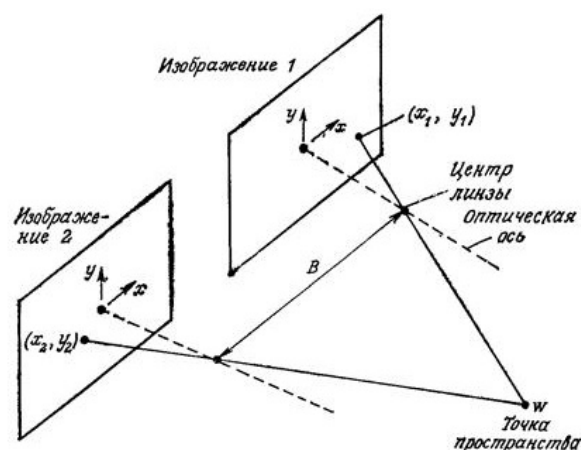


Рис. 1. Схема получения стереоизображения

3. Чтобы зафиксировать точку изображения с определенной интенсивностью и цветом, применяют различные физические процессы. При этом учитываются многие особенности этих процессов, например, характер излучения (прямое и косвенное), форма и отражающие способности поверхности объекта, тени, атмосферное поглощение и др. Учет всех

особенностей не возможен без априорных знаний или эвристик.

4. В области компьютерного зрения требуется быстро обрабатывать большие объемы данных. Обычное изображение имеет размер 512x512 пикселей (элементы изображения) с разрешением по интенсивности 8 битов (256 градаций). Система зрения человека может обрабатывать в реальном времени объемы данных, намного превышающие названные. В компьютерном зрении тоже имеются задачи, требующие решения в реальном времени. Например, в робототехнике и различных системах наблюдения. Анализ последовательности изображений (подвижных изображений) – одно из быстро развивающихся направлений компьютерного зрения, требующее больших вычислительных ресурсов.

## 2. Методы распознавания жестов руки

Вначале статьи мы выполним анализ существующих методов распознавания жестов руки, а в дальнейшем исходя из сравнительного анализа, выберем метод для дальнейшей работы с ним, а также предложим возможный вариант улучшения его «работы», путем внесения в него изменений и дополнений.

Отметим, что на сегодняшний день можно выделить две категории методов распознавания жестов:

- методы на основе создания трёхмерной модели руки;
- методы на основе выделения признаков.

Методы на основе создания трехмерной модели руки основаны на построении кинематической модели. Для реализации дынных методов вначале необходимо произвести оценку жеста руки, посредством сравнения положения руки на входном изображении и двумерной проекции модели жеста из базы данных.

Модели объектов, используемые в ходе распознавания, представляются в памяти компьютера, в виде участков поверхности. Сопоставление выполняется непосредственным сравнением восстанавливаемой поверхности с соответствующими поверхностными участками модели или сравнением на основе дедуктивных мер. В некоторых задачах можно обойтись полностью без моделей. В этом случае достаточно иметь представление сцены в виде участков поверхностей, чтобы установить возможность схватывания объекта [3].

С целью реализации данного метода требуется создание большой базы данных изображений для сравнения с построенной моделью и преодоление сложностей при выделении признаков с учетом анатомических особенностей каждого человека.

Методы на основе выделения признаков основаны на учете особенностей изображений, которые используются для определения положения руки.

Одним из подходов является нахождение участков кожи на изображении с использованием цветowych признаков [4]. Методы на основе выделения признаков применяются при условии, если возможно идентифицировать характерные точки или области на

объектах, а сам объект может быть представлен как совокупность этих областей.

К недостаткам данного метода можно отнести то, что его точность распознавания ухудшается, если на изображении присутствуют объекты, которые имеют подобный цвет распознаваемого объекта, в нашем случае – руки.

### 2.1. Метод нормированной корреляции

Принцип работы метода можно представлять, как сравнение фильтра с участком изображения с центром в точке, реакцию которой мы рассматриваем. При таком подходе окружение изображения, соответствующее ядру фильтра, преобразуется в вектор, который и сравнивается с ядром. Само по себе это скалярное произведение плохо помогает находить элементы, поскольку какое-то значение может быть большим просто потому, что соответствует яркому участку изображения. Проводя аналогию с векторами, нужно знать косинус угла между вектором фильтра и вектором окружения изображения; это подразумевает вычисление квадратного корня из суммы квадратов значений соответствующей области изображения (элементов изображения, которые попали бы под ядро фильтра) и деление результата на полученную величину.

Если область изображения выглядит как ядро фильтра, то эта величина будет большой и положительной, а если область изображения выглядит как изображение, обратное по контрастности к ядру фильтра, – маленькой и отрицательной. Если обратная по контрастности картинка не важна, корень квадратный можно не брать. Это недорого, но эффективный метод поиска модели, который часто называют нормированной корреляцией.

Рассмотрим потенциал применения данного метода.

С помощью метода нормированной корреляции появляется возможность создания системы, которая могла бы реагировать на человеческие жесты. Например, возможность включения освещения в комнате одним взмахом руки или изменение температуры в помещении, указав пальцем на систему отопления или систему кондиционирования, а каким-то другим, соответствующим жестом, включить телевизор.

Но, как правило, в потребительских приложениях существуют строгие ограничения на объем возможных вычислительных операций, т.е. важно, чтобы система распознавания жестов была простой. Однако такие системы, как правило, достаточно ограничены в своих возможностях.

При реализации данного метода, как правило, пользовательский интерфейс находится в определенном состоянии (на дисплее управления выведено конкретное меню) и когда происходит какое-то событие (нажатие клавиши удаленного управления), состояние интерфейса изменяется (высвечивается новая позиция меню), запускается управляющая команда. Исходя из этого, в некоторых состояниях определенные события заставляют данную систему выполнять определенные

действия (команды). Все это означает, что смена состояний – это удобная основа для создания пользовательского интерфейса.

Компьютерное зрение можно включить в эту схему только одним способом – возможностью предвидеть события. Это неплохо, поскольку существует только несколько различных видов событий, причем известно, какие события должны касаться системы в любом отдельно взятом состоянии. Итак, системе нужно только уметь определять, произошло событие (одно из небольшого числа известных) или нет. Возможность создания системы, соответствующей таким требованиям, достаточно реальна.

Исходя из рассмотренного выше метода, в дальнейшем, на наш взгляд, стоит более детально остановиться на его принципе распознавания и осуществить привязку жестов к управляющему модулю системы умный-дом, посредством знаковых команд.

## 2.2. Методы определения краев

В двух основных методах определения краев, края моделируются как резкие изменения яркости. В первом методе используется то, что самые быстрые изменения происходят при исчезновении двумерного аналога второй производной. Этот подход представляет лишь историческую ценность и на практике уже не применяется. Поэтому в дальнейшем рассматривать данный подход распознавания краев не будем. Альтернативный метод состоит в явном поиске точек, в которых градиент достигает экстремума. Остановимся на рассмотрении данного подхода более детально.

В детекторах краев на основе градиентов оценивается величина градиента (почти всегда с помощью гауссиана в качестве фильтра сглаживания), и эта оценка используется для определения положения краевых точек. Как правило, величина градиента может быть большой вдоль широких полос на изображении. Однако контуры объектов – это обычно кривые, поэтому хотелось бы получить кривую, составленную из наиболее характерных точек этой полосы.

Естественным кажется подход поиска точек, в которых величина градиента максимальна в направлении, перпендикулярном к краю. При таком подходе перпендикулярность направления к краю можно оценить по направлению градиента (рис. 2). Большинство программ поиска краев действуют согласно этому алгоритму, хотя все еще продолжают жаркие дискуссии о необходимости точного следования всем его этапам [5].



Рис. 2. Оценка по направлению градиента

Величина градиента обычно больше в направлении вдоль широких полос на изображении.

Как правило, эти полосы группируют в кривые, отображающие краевые точки. Проще всего это сделать, разрезав полосу перпендикулярно к ее направлению и найдя пик. В качестве направления, по которому следует резать полосу, берется направление градиента. На рисунке 2 слева показана полоса с большой величиной градиента, на рисунке в центре показано соответствующее направление разреза, на рисунке справа показан пик в этом направлении.

При известных оценках величины градиента нужно найти краевые точки. Как и ранее, точного объективного определения нет, придется руководствоваться здравым смыслом и интуицией. Величину градиента можно рассматривать как цепь невысоких холмов. Локальные экстремумы дают отдельные точки – по аналогии с вершинами холмов. Самый лучший критерий – разрезать градиент на маленькие участки вдоль направления градиента, которое должно быть перпендикулярным к краю, и отметить точки участка, в которых эта величина максимальна. В результате получится ряд точек вдоль вершин изначальной цепи холмов; этот процесс называется немаксимальным подавлением (рис. 3).

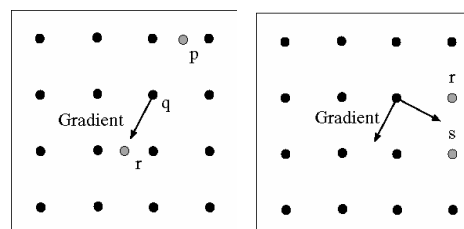


Рис. 3. Процесс немаксимального подавления

При немаксимальном подавлении получают точки, в которых величина градиента максимальна вдоль направления градиента. На рисунке 3 слева показано, как восстанавливается величина градиента. Точками изображена сетка пикселей. Рассмотрим пиксель  $q$  и попытаемся определить, максимален ли градиент в этой точке; вектор градиента, проходящий через  $q$ , не проходит ни через один из удобных пикселей как справа, так и слева от него, поэтому выполняют интерполяцию и находят величину градиента в точках риг, если величина в точке  $q$  больше, чем в этих двух точках, то  $q$  является краевой точкой. Как правило, значения величины восстанавливаются путем линейной интерполяции, при которой для определения значения в этих точках используются пиксели слева и справа от  $p$  и  $r$ , соответственно. Справа изображено, как определяются кандидаты на следующую краевую точку при условии, что  $q$  – краевая точка; соответствующее направление поиска – это перпендикуляр к градиенту, так что точки  $s$  и  $r$  следует рассматривать как следующие краевые точки. Отметим, что, в принципе, не нужно ограничиваться пикселями сетки изображения, поскольку известно, где предположительно находится край между  $s$  и  $r$ . Следовательно, снова можно провести интерполяцию, чтобы найти значение градиента в точках, не принадлежащих сетке.

Слишком многие из полученных кривых позволяют разумно описать границы объекта. Частично это вызвано тем, что максимумы величины градиента отмечались вне зависимости от того, насколько велико значение этого максимума. Чаще применяют пороговую проверку, чтобы убедиться, что максимум превышает некую нижнюю границу. Это, в свою очередь, приводит к разрыву кривой края. В данном случае обычно применяется концепция гистерезиса: есть два пороговых значения, и в начале цепи используется большее, а затем, следуя по ней, меньшее. Данная уловка помогает улучшить полученный результат.

При контурном анализе могут возникать проблемы: создается проблема выделения ненужных нам контуров (остатки фона или ненужных деталей искомого объекта); затруднительно проводить сложный анализ изображения (определение жестов) по контуру объекта (руки).

Контурный анализ чаще всего проводится для определения относительных размеров объекта, формы, сложности или проводится прямое сопоставление с шаблоном. Данный метод нам также не подходит.

### 2.3. Теоретико-графовая кластеризация

Кластеризацию можно рассматривать как задачу расчленения графов на удобные части. По сути, каждый элемент данных соотносится с вершиной взвешенного графа, где весовые коэффициенты ребер графа между элементами велики, если элементы подобны, и малы – в противном случае. Далее граф необходимо разрезать на связанные компоненты с относительно большими внутренними весовыми коэффициентами (компоненты соответствуют кластерам), вырезая для этого ребра с относительно малыми весовыми коэффициентами. Данный подход реализован в нескольких довольно удачных алгоритмах сегментации.

Взвешенный граф можно представить квадратной матрицей (рис. 4). Каждой вершине соответствует пара (строка, столбец). Элемент  $(i, j)$  матрицы представляет весовой коэффициент ребра из вершины  $i$  к вершине  $j$  для неориентированного графа используется симметричная матрица, причем элементы  $(i, j)$  и  $(j, i)$  равны половине соответствующего весового коэффициента. На рисунке 4 слева вверху изображен неориентированный взвешенный граф, справа вверху представлена матрица весовых коэффициентов, соотнесенная с графом (большие значения изображены более светлыми). Сопоставляя в различном порядке вершины со строками (и столбцами), можно получать различные матрицы (отличающиеся перестановкой элементов).

В изображенном случае нумерация вершин выбрана так, чтобы была лучше видна структура матрицы, близкая к блочно-диагональной. Внизу показано, как граф можно разделить на два тесно связанных компонента. При таком разбиении матрица графа разделяется по диагонали на два основных блока. Каждый элемент набора, который

предполагается разбить на кластеры, соотносится с вершиной графа.

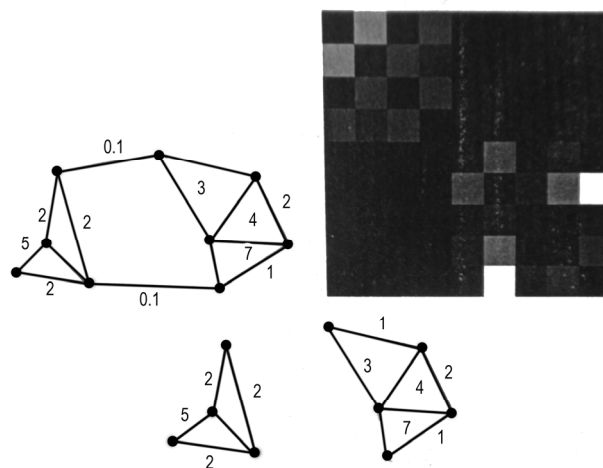


Рис. 4. Квадратная матрица

Далее между всеми парами вершин строятся ребра, с каждым ребром соотносится весовой коэффициент, который представляет степень сходства элементов. Затем ребра графа разрезаются так, чтобы в результате получился хороший набор связанных компонентов, в идеальном случае весовые коэффициенты ребер внутри компонентов должны быть велики по сравнению с коэффициентами связующих ребер. Каждый компонент – это кластер. Важными направлениями исследования здесь являются поиск критериев, позволяющих определить хорошо связанные компоненты, и разработка алгоритмов формирования этих связанных компонентов.

Метод Стренгера [6] применяется на практике для создания трехмерной модели руки. Анатомически точная модель строится из малых квадратов. Вид жеста руки оценивается при помощи фильтра Калмана.

К недостаткам данного метода можно отнести линейный рост вычислительных затрат, которые связаны с процессом увеличения числа камер в системе.

### 2.4. Марковские модели

Существует много систем, использующих скрытые марковские модели для интерпретации языка жестов. Обычно модели слов – это лево-правые модели, но с условием – не пропускать слишком много состояний (т.е.  $p_{ij}=0$  для  $j > i + \Delta$  и  $|\Delta|$  малых). Обычно имеется небольшое число состояний; каждое состояние имеет петлю, означающую, что данная модель может находиться в одном состоянии несколько тактов, кроме того, есть переходы, пропускающие некоторые состояния, что означает возможность относительно быстрого перемещения через скрытые состояния. При построении системы требуется решить всего два вопроса. Во-первых, модели слов следует объединить с некоторой моделью языка; во-вторых, следует определиться с тем, что измерять.

В настоящее время существует несколько программ распознавания языка жестов. В частности, имеется

несколько программ, в которых используются разнообразные признаки. При простейшем подходе от пользователя требуется надеть на правую руку желтую перчатку, а на левую – красную. Альтернативой этого иногда неудобного подхода является сегментация рук с использованием цвета кожи (всегда предполагается, что в окрестности нет больше ничего телесного цвета). Далее на изображении определяются пиксели значимых цветов (красного и желтого или телесного). Как только обнаружен подходящий пиксель, восемь его соседей проверяются на предмет принадлежности к тому же классу значимых элементов; данный процесс продолжается до получения пятна одноцветных пикселей.

У полученного пятна имеется ряд признаков, которые можно использовать. Два признака дают центр тяжести пятна, еще два – это изменение положения центра тяжести по сравнению с предыдущим кадром. Еще один признак – площадь пятна. Кроме того, используя ориентацию и размер пятна, можно построить матрицу вторых моментов.

$$\begin{pmatrix} \int x^2 dx dy & \frac{1}{2} \int xy dx dy \\ \frac{1}{2} \int xy dx dy & \int y^2 dx dy \end{pmatrix} \quad (1)$$

Отношение собственных значений данной матрицы указывает на эксцентриситет пятна, наибольшее значение – это оценка размера по главному направлению, а ориентация собственного вектора, соответствующего данному собственному значению, определяет ориентацию пятна.

Подводя итог, можно отметить, что на наш взгляд скрытые марковские модели кажутся обещающим методом распознавания языка жестов. Пока не ясно, достаточно ли простых признаков для распознавания сложных жестов. Одним возможным направлением развития является использование признаков, дающих лучшую оценку движений пальцев. Но пока что данные метод используется для реализации не сложных задач и распознавания простых жестов.

Так же к недостаткам марковских моделей можно отнести большое количество расчетных операций, которые необходимы для реализации метода распознавания жестов, при решении более сложных задач в будущем.

## 2.5. Скелетизация изображения руки

Объекты в этой системе представляются через разложение их силуэтов на ленты. Основная сложность заключается в том, что нужно избежать неоднозначных разложений; в названной системе для этого находятся касательные к силуэту окружности, которые имеют большой радиус и захватывают незначительную часть фона. Данные окружности, для определения которых формулируется задача на нахождение экстремума, дают точки-зародыши, с которых начинается рост представления.

Далее в ходе рекурсивного алгоритма намечаются инцидентные ветви скелета, начинающиеся в точках-зародышах, а затем ищутся бифуркации скелета. Данные бифуркации могут показывать, что скелет расщепляется (возможно, два пальца переходят в ладонь) и для каждого компонента должна начинаться новая ветвь скелета. Как только скелет найден, каждая ветвь отождествляется с частью объекта; в описание части включаются диски, соотнесенные с ее конечными точками.

Для согласования используется метод, основанный на графах, в котором фигурируют мера сходства частей, хэш-таблицы и схема голосования, в результате чего эффективно извлекаются обещающие части модели и категории объектов. Сходство части модели и наблюдаемого примитива  $o$  определяется как  $s(m, o) = \exp(-|m-o|^2)$ , где  $m$  и  $o$  – пятимерные векторы признаков, соотнесенные с двумя примитивами.

Каждую категорию объектов можно описать несколькими такими скелетными графами. Скелетные графы, соотнесенные с наиболее обещающими моделями, выбираются посредством хеширования, основанного на сходстве, затем они проходят голосование, после чего согласовываются с наблюдаемыми данными. В последнем процессе используется процедура согласования, также основанная на графах. В ходе данной процедуры отсекаются потенциально согласующиеся пары, стоимость которых превышает некоторый порог. Для придания этой процедуре устойчивости используется адаптивное согласование, позволяющее скелетным графам моделей меняться в процессе согласования под действием скелетных операторов, которые учитывают ошибки, возникающие на этапе восходящего выделения скелета (например, потеря ветвей). Каждое применение одного из этих операторов имеет определенную цену, а искомыми являются соответствия с минимальной ценой не превышающей некоторого порога.

Также для построения геометрического скелета руки может использоваться алгоритм, который основан на применении диаграмм Вороного [7]. На последующем этапе лишние дуги скелета удаляются посредством алгоритма «стрижки» (рис. 5).

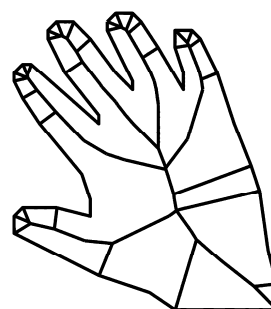


Рис. 5. Изображение скелета руки

Геометрический скелет является одним из дескрипторов объекта, который широко используется

в компьютерном зрении для распознавания двумерных и трёхмерных объектов [7]. Несмотря на большое количество алгоритмов распознавания объектов, непосредственное использование классических алгоритмов сравнения скелетов для распознавания жестов ручной азбуки не даст удовлетворительных результатов. Это связано с тем, что геометрические скелеты одного и того же жеста могут отличаться друг от друга как количеством дуг, так длиной и углами отдельных дуг скелетов. Поэтому в дальнейшем для реализации своего проекта заострять свое внимание на текущем методе мы не будем.

В дальнейшем, для реализации проекта и создании программного обеспечения, которое позволит управлять умным-домом при помощи жестов, планируется использовать метод нормированной корреляции.

Для его усовершенствования и улучшения будем использовать фильтр, который позволит преобразовывать изображение, получаемое с камеры, в черно-белое и делать его монохромным.

При реализации данной задачи необходимо будет вначале решить ряд основных вопросов.

1. Построить алгоритм распознавания жестов. Сложность вычислительных алгоритмов и низкое быстродействие персонального компьютера не всегда позволяют выполнить действие за доли секунды и требуют определенного времени, которое зависит от качества съемки, разрешения изображения и других параметров.

2. Определить продолжительность времени, когда определенное положение руки и пальцев считается жестом (время фиксации руки в статичном положении, для определения жеста руки).

3. Выбор аппаратного обеспечения. На продолжительность времени сказывается также и несовершенство воспринимающих датчиков видеокамеры.

### Выводы

Стремительное развитие инновационных компьютерных технологий, а также разработка нового метода распознавания динамических жестов руки человека в реальном времени даст возможность реализовать систему для расширения границ взаимодействия людей с ограниченными возможностями с окружающим внешним миром, а также появится возможность реализовать взаимодействие системы управления умный-дом с человеком.

Необходимость разработки методов также позволит упростить взаимодействие современных инженерных технологий управления «человек-дом». Это объясняет актуальность проведения исследований в этой области и разработки автоматизированных систем управления умным-домом. В статье рассмотрены уже существующие разработки в данной области.

Следует отметить, что решение задач, связанных с распознаванием сложных динамических жестов находится на начальном этапе. Разнообразие жестов языка глухих и их специфика очень велики, что проблема их распознавания с помощью компьютерной системы умный-дом будет оставаться актуальной долгое время и представляет широкую область для проведения исследований.

**Список литературы:** 1. Thad Starner «Real time American Sign Language Recognition from Video using Hidden Markov Models» / Thad Starner and Alex Pentland. – Technical Report 375, MIT Media Lab, 1995. 2. Malima, A. «A fast algorithm for Vision based hand gesture recognition for robot control» / A. Malima, E. Ozgur, M. Cetin. – 14th IEEE conference on Signal Processing and Communications Applications, April 2006. 3. Бондарев, В.Н. Искусственный интеллект / В. Н. Бондарев, Ф. Г. Аде. – Севастополь : СевНТУ, 2002. – 613 с. 4. Sanchez-Nielsen, E. «Hand Getsure recognition for Human Machine Intercation» / E. Sanchez-Nielsen, L. Antyn-Canalos, M. Tejera. – In Proc. 12th International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision : WSCG, 2004. 5. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М. : Вильямс, 2004. - 926 с. 6. B. Stenger ModelBased 3D Tracking of an Articulated Hand / B. Stenger, S. Mendonca, R. Cipolla. In proc. – British Machine Vision Conference, volume I, Manchester, UK, September 2001. – P. 63-72. 7. Местецкий, Л.М. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры / Л.М. Местецкий. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. – 288 с.

*Поступила в редколлегию 9.05.2016*

УДК 004.413.2

**Сучасні методи вирішення проблем розпізнавання жестів людини в реальному часі** // Н. С. Кулішова, Д. А. Авдєєв. Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2016. – № 1(86). – С. 102-107.

У статті розглянуті існуючі методи й розробки в області розпізнавання динамічних жестів руки людини в реальному часі, а також перспективи їх розвитку. Удосконалення методів розпізнавання жестів дозволить реалізувати взаємозв'язок сучасних інженерних технологій керування «людина-будинок».

Л. 5. Бібліогр.: 7 найм.

UDK 004.413.2

**Modern methods of solving the problems of human gesture recognition in real time** // N. E. Kulishova, D. A. Avdieiev Bionica Intellecta: Sci. Mag. – 2016. – № 1(86). – P.102-107.

The article deals with existing methods and development in recognition of dynamic gestures of human hands in real time, as well as the prospects of their development. Improved gesture recognition techniques allow to realize the relationship of modern engineering technology management «people-house.»

Fig. 5. Ref.: 7 items.