

Исследование и разработка мультиагентного аппаратно-программного комплекса распознавания позы человека 77-48211/598836

07, июль 2013

Князев Б. А., Нехина А. А.

УДК 57.087

Россия, МГТУ им. Н.Э. Баумана

bknyazev@bmstu.ru

nastya_nekhina@mail.ru

Введение

Существуют психологический и физиологический подходы к определению «позирования» или «позы» человека. С одной стороны, «позирование» является особенностью невербального поведения (НП) человека, одной из форм существования и проявления психического мира личности [1]. С другой стороны, согласно определениям, предложенным Лабунской [2] и Ушаковым [3], «позирование» является статическим положением человеческого тела, элементарной единицей пространственного поведения человека, характеризующейся определенным положением корпуса, головы и конечностей по отношению друг к другу. На основе данных определений логично предположить, что определяя пространственные характеристики корпуса и конечностей тела, можно заключить выводы о психическом состоянии личности.

В [1] также полагается, что с помощью определения и интерпретации принимаемой человеком позы можно сделать вывод о его национальной принадлежности, расположенности к общению, настроении, степени усталости или уровне возбуждения. Более того, позирование и невербальное поведение в целом являются уникальными характеристиками человека. Таким образом, позирование несет большую информационную нагрузку. Извлечение данной информации в автоматическом режиме и ее объективное описание в виде, доступном для эксперта, является актуальной задачей.

Для решения данной задачи необходимо создание автоматизированной системы регистрации и описания позирования человека, как подсистемы распознавания и описания невербального поведения.

Автоматизированные системы, отличающиеся модульностью и масштабируемостью, принято рассматривать с точки зрения «мультиагентной системы» (МАС) (рисунок 1).

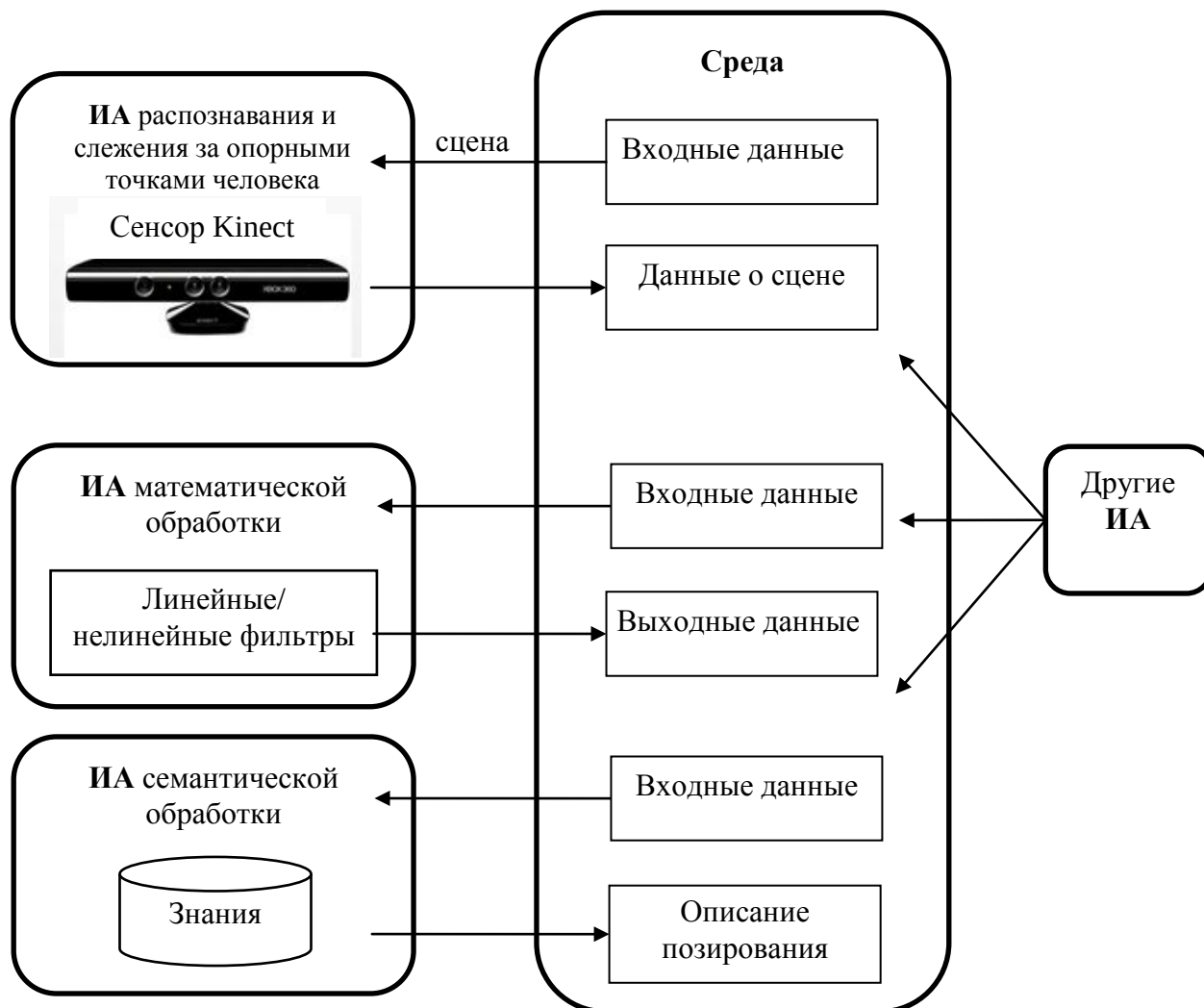


Рисунок 1 – Мультиагентная система распознавания и описания позирования на основе сенсора *Kinect*. $D^k \subseteq D$ – двумерные и трехмерные данные, регистрируемые сенсором *Kinect*; $S^p \subseteq S$ – признаки невербального поведения, характеризующие позу человека; $O^p \subseteq O$ – экземпляр знаний о позировании.

Например, в системе распознавания актерских жестов [4] каждый жест является независимым агентом, определенным через матрицу проекции метода главных компонент (англ. *PCA*), список характерных точек и время выполнения жеста. В [5] адаптивные объекты являются аналогами «интеллектуальных агентов» (ИА), свойствами которых являются:

- независимость и отсутствие представления обо всей системе;
- децентрализованность;
- способность к адаптации, самоорганизации и обучению.

МАС или «агентно-ориентированные системы» распознавания и описания объектов обычно имеют два концептуальных уровня, каждый из которых представляются соответствующими интеллектуальными агентами.

На **первичном** (низком) уровне происходит регистрация данных $D = \{D_t\}$ о сцене с помощью агента распознавания и слежения за характеристиками объекта, где D_t – множество параметров сцены, зарегистрированных аппаратно-программными средствами в момент времени t . Например, в качестве D_t может быть видео кадр или карта глубины. К этому же уровню обычно относят распознавание опорных точек человека, фильтрацию и классификацию данных, результатом чего является множество невербальных состояний $S = \{S_t\}$, где $S_t = \{s_i\}$, $i = 1, \dots, N$ – невербальное состояние в некоторый момент времени t , $s_i = \langle \text{имя, значение} \rangle$ – форма существования и проявления психического мира человека, зарегистрированная с помощью аппаратно-программных средств. Например, $s_i = \langle \text{положение коленей, вместе} \rangle$ или $s_i = \langle \text{положение корпуса, отклонено назад} \rangle$.

На **вторичном** (высоком) уровне происходит семантическая или статистическая обработка данных, например, с помощью агента, обладающего «знаниями» O , такими как словарь понятий, семантическая сеть или онтология. Именно этот уровень предоставляет интерфейс взаимодействия между низкоуровневыми компьютерными данными (D и S) и человеком – экспертом, который может оперировать знаниями.

Таким образом, задача распознавания и описания невербального поведения человека заключается в нахождении отображений

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi: D \mapsto S \\ \psi: S \mapsto O. \end{array} \right.$$

Существует множество различных подходов к решению задачи распознавания особенностей невербального поведения человека на первичном уровне [6]. Получены достаточно точные (80-90%) результаты распознавания жестов, траектории движения, типа активности (бег, ходьба, езда на велосипеде и др.) и позирования в положении стоя. Однако данные работы представляют собой обособленные инструменты, не являющиеся частью системы распознавания и описания невербального поведения человека. В то время как для экспертов в области психоаналитики и безопасности требуется распознавание и описание не только двигательной активности человека, но и характеристик голоса, мимики, взгляда, манеры действия и др., т.е. всех характеристик НП.

Таким образом, на данный момент существуют следующие научные и инженерные проблемы построения систем автоматического распознавания и описания невербального поведения человека:

- отсутствие модели распознавания и описания невербального поведения человека;
- сложность многократного использования и масштабирования систем и модулей систем распознавания невербального поведения;
- отсутствие комплексной модели знаний невербального поведения;
- недостаточная для объективной оценки точность распознавания опорных точек человека при определенных условиях.

В данной работе предлагается подход к решению указанных проблем в рамках задачи автоматического распознавания и описания позирования, как особенности невербального поведения человека.

Целью работы является исследование и разработка мультиагентного аппаратно-программного комплекса, позволяющего проводить объективное наблюдение, регистрацию, количественную оценку и описание позирования человека.

Задачами работы в рамках поставленной цели являются:

- разработка агента семантической обработки данных о позировании на языке *OWL*;
- исследование характеристик агента регистрации позирования на основе сенсора *Kinect*;
- исследование и разработка агента линейной и нелинейной обработки данных о пространственной сцене для повышения точности распознавания опорных точек человека при его нахождении в положении сидя на стуле.

В соответствии с определениями невербального поведения и позирования, приведенными выше, позирование в момент времени t может быть определено как

множество $S_t^p = \{s_i^p\} \subseteq S_t$, характеризующее позу человека, где $i = 1, \dots, K$, $K \leq N$, s_i^p

– параметры позирования в момент времени t .

Таким образом, в рамках данной работы требуется решить следующую задачу (рисунок 1):

$$\begin{cases} \varphi: D^k \mapsto S^p \\ \psi: S^p \mapsto O^p, \end{cases}$$

где $D^k \subseteq D$ – двумерные и трехмерные данные, регистрируемые сенсором *Kinect*;

$S^p \subseteq S$ – признаки невербального поведения, характеризующие позу человека;

$O^p \subseteq O$ – онтология позирования.

1 Агент семантической обработки

Агент семантической обработки данных в составе агентно-ориентированного аппаратно-программного комплекса разрабатывается в соответствии с моделью знаний [5]. Алгоритм извлечения знаний, т.е. определения позирования, включает в себя:

- определение части тела с необходимой степенью детализации (зависит от технических возможностей регистрирующего устройства);
- определение положения выбранной части тела в каждой из плоскостей (вертикальная, горизонтальная и сагиттальная [7]);
- определение позирования с помощью запроса к агенту знаний.

Ввиду таких преимуществ сетевой модели знаний над другими моделями, как общность, наличие многоуровневых представлений, наглядность и легкость понимания [8], предлагается разработать ее частный вариант – «онтологию». Разработка онтологии позирования является подзадачей разработки онтологии невербального поведения, которая в общем случае относится к классу онтологий предметных областей, так как область интереса является ограниченной [9]. Поэтому при выборе подхода к разработке онтологии позирования были исследованы и учтены уже существующие подходы к разработке онтологии невербального поведения. Например, в [10] приведено описание разработки модели знаний предметной области (англ. *domain knowledge-driven approach*) при распознавании определенного набора движений. Выбор подхода зависит от области применения и, как показывает практика, разработка “универсальных” онтологий (онтологий представления и онтологий верхнего уровня) является трудоемкой задачей, не оправдывающей цель.

Таким образом, для описания позирования человека была разработана онтология предметной области, фрагмент которой для трех классов поз (**Поза1**, **Поза2**, **Поза3**) представлен на рисунке 2.



а)



б)

Рисунок 2 – Фрагмент онтологии позирования, разработанной с помощью дизайнера онтологий *Protégé*; а) Диаграмма концептов и сущностей, где красным выделены экземпляры типа **Поза**; б) Объектно-ориентированная структура концептов и сущностей.

Каждый экземпляр (сущность) позы характеризуется определенным положением корпуса, головы и конечностей по отношению друг к другу (рисунок 2, а). При этом части

тела, особенности и свойства невербального поведения напоминают объектно-ориентированную структуру представления данных, в которой все объекты наследуются от некоторого базового класса **Thing** (рисунок 2, б). Также следует заметить, что аналогичным образом могут быть разработаны онтологии других особенностей невербального поведения человека (онтологии жестов, мимики, походки и др.), объединение которых с онтологией позирования может затем позволить разработать онтологию невербального поведения в целом.

Основная цель построения онтологии заключается в построении семантических связей между цифровыми данными (D и S), воспринимаемыми компьютером, и смысловыми данными O , воспринимаемыми человеком. При наличии таких связей, процесс извлечения экземпляра позы упрощается, так как для распознавания позы компьютеру требуется меньше информации о ней. Определяя положения некоторых частей тела можно сделать вывод о принадлежности текущей позы к одному из классов поз, определенных в онтологии. Так например, в данной работе с помощью языка запросов онтологии (например, *OWL-QL* или *SPARQL*) можно определить к какому из трех классов поз (**Поза1**, **Поза2**, **Поза3**) наиболее близка текущая поза.

Формат запроса, возвращающего экземпляр позы, определенного в онтологии O^p , в общем случае выглядит следующим образом:

{class name} and/or {property name} only/exactly/min/some {value} => concept.

Примеры исполнения запроса в дизайнера онтологий *Protégé*:

1. *Поза and Имеет_осанку_корпуса only Прямая and Имеет_положение_корпуса some Поворот_корпуса => Поза1*
2. *Поза and Имеет_осанку_корпуса only Прямая and Имеет_положение_корпуса only Наклон_корпуса_влево => Поза2*
3. *Поза and Имеет_осанку_корпуса some Скособоченная => Поза3*

На рисунке 3 представлена организация связей между свойствами, доменами свойств и диапазонами значений свойств позирования, разработанная в соответствии с [11]. Так например, доменом свойства **Имеет значение (hasValue)** является класс **Поза**, а диапазоном данного свойства является класс **Наклон корпуса**. Домен и диапазон для свойства **Значение принадлежит (isValueOf)** – это смена ролей домена и диапазона свойства **Имеет значение (hasValue)**.

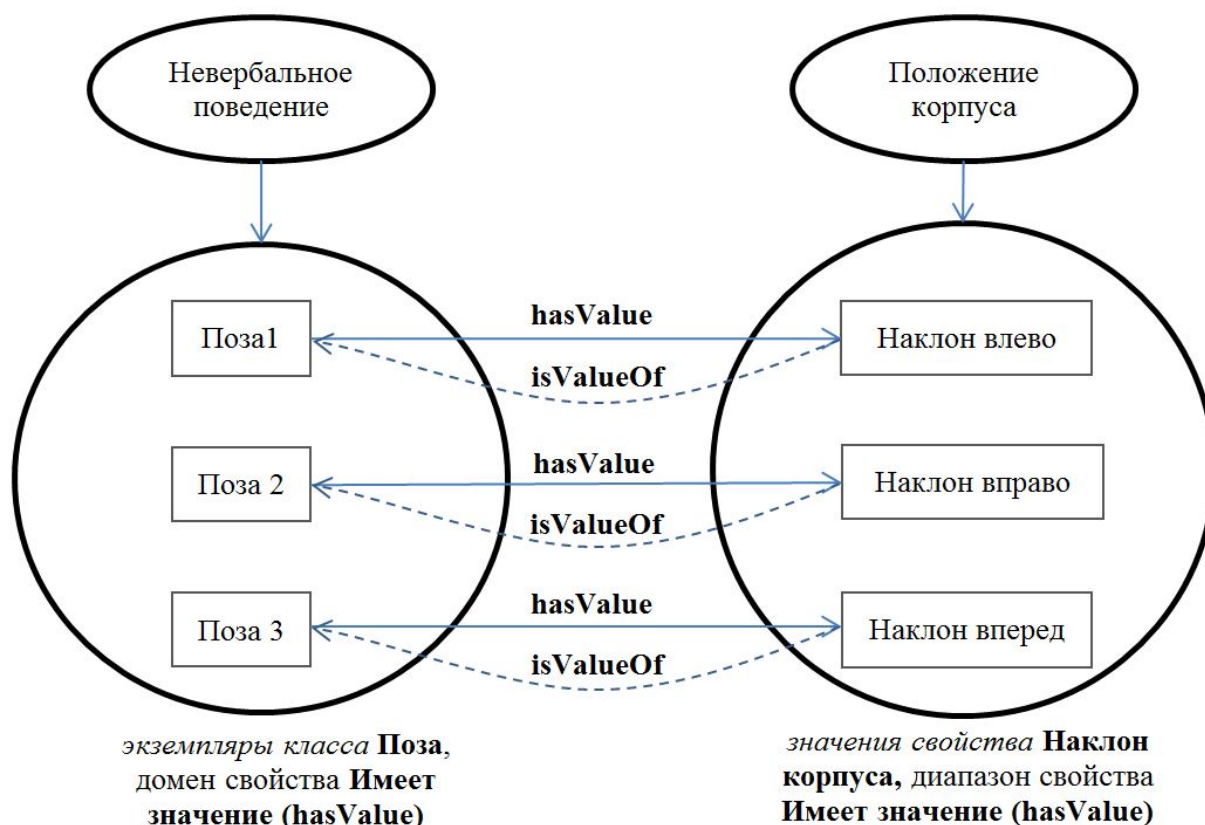


Рисунок 3 – Пример домена и диапазона значений для свойства **Имеет значение (hasValue)** и его обратного свойства **Значение позы (isValueOf)**

2 Агент регистрации позирования человека

Для автоматической регистрации позирования человека, т.е. для определения положения различных частей тела, могут быть использованы результаты анализа сигналов датчиков, прикрепленных на суставах, или результаты регистрации видеоизображения. В качестве агента регистрации позирования человека был выбран оптический 3D сенсор *Kinect*, который обладает следующими преимуществами:

- бесконтактность;
- автоматическое моделирование скелета человека с помощью 20 опорных элементов;
- возможность получения координат опорных элементов скелета;
- интеграция сенсора с ПК и возможность получения, хранения и обработки данных о местоположении пользователя с помощью специальных программных средств.

Регистрация и обработка данных с помощью данного сенсора происходит согласно последовательности на рисунке 4.

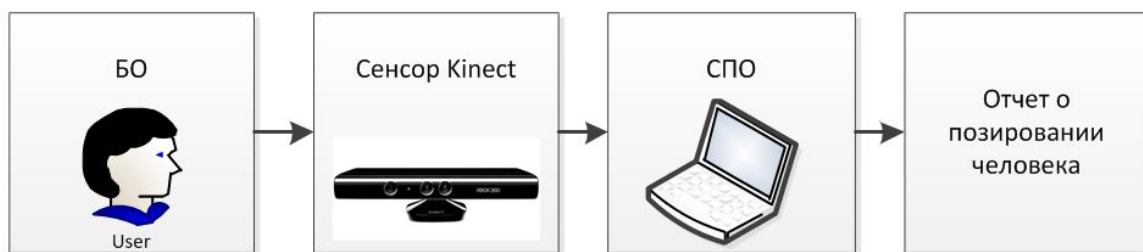
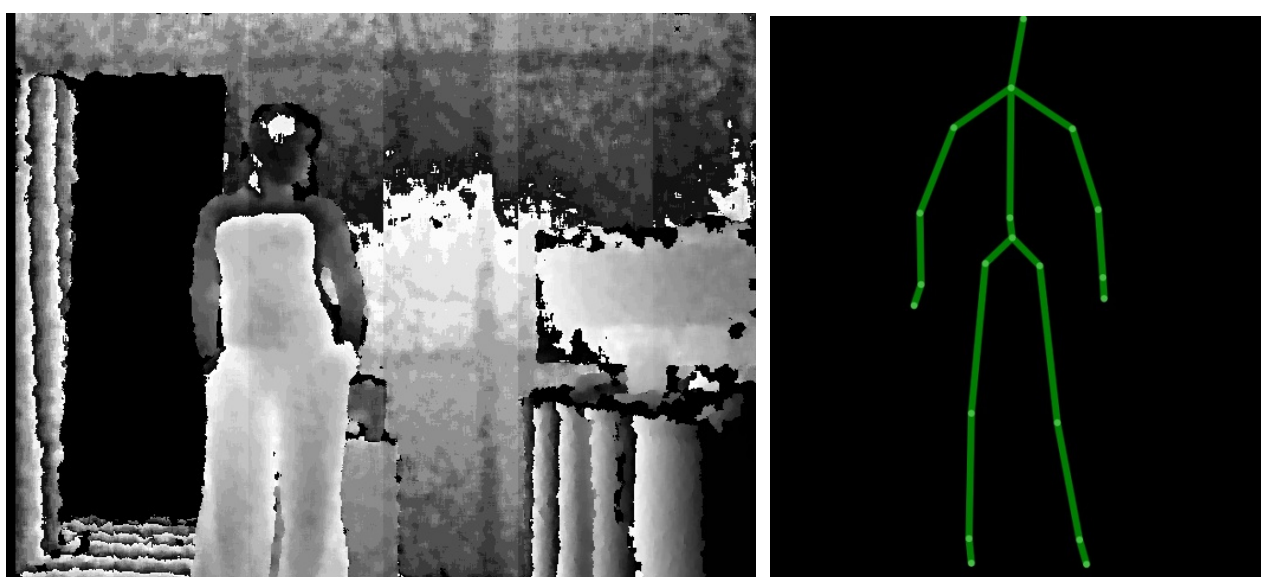


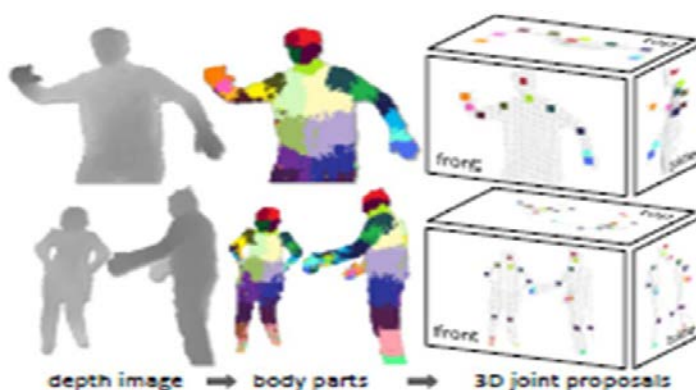
Рисунок 4 – Процесс регистрации и обработка данных с помощью сенсора *Kinect*

Оптическая система сенсора состоит из инфракрасного сенсора, позволяющего определять глубину (расстояние от сенсора до объекта) каждого пиксела изображения (рисунок 5, а), параллельно получаемого двумерной камерой.



а)

б)



в)

Рисунок 5 – Примеры результатов работы сенсора *Kinect*; а) Карта глубины; б) Построение модели скелета человека; в) Преобразование данных из карты глубины для построения трехмерного скелета [12]. Карта глубины представляется в виде растрового изображения тела человека, где цветом выделены характерные области. В центре некоторых из этих областей располагаются элементы для моделирования скелета.

Специальное программное обеспечение (СПО) сенсора *Kinect* с помощью дерева решений определяет принадлежность пиксела фигуре человека. С помощью алгоритма, обученного на 500 тыс. силуэтах, учитывающего телосложение, одежду, причёску и пр., каждый пиксел на изображении связывается с соответствующей областью реального тела. После того, как пиксельный силуэт сформирован, определяется расположение суставов и формируется 3D-скелет (рисунок 5, б, в). Каждый элемент скелета обладает трехмерной координатой, а также вероятностью правильного распознавания.

Таким образом, задача агента регистрации позирования определить координаты 20 элементов (множество D^k) и передать эти данные в среду мультиагентной системы для последующей обработки. Регистрируемые с помощью сенсора 20 элементов соответствуют центру головы, основанию шеи, плечевым, локтевым суставам, кистям рук, кончикам больших пальцев, области пупка, основанию таза, тазобедренным и коленным суставам, лодыжкам, основанию пальцев ног.

Следует заметить также, что инструментальная погрешность сенсора составляет 0,0000001 м. С такой точностью инфракрасный датчик позволяет определить глубину пиксела. При верном определении положения элементов скелета этой точности достаточно для описания позирования.

3 Агент математической обработки данных

Как показано в [13], точность и надежность распознавания опорных точек человека с помощью сенсора *Kinect* несколько ниже, чем у более упрочившихся методов распознавания скелета человека. Это связано с тем, что спецификой работы сенсора является более высокая достоверность распознавания позы стоячего человека, чем сидячего, а также временная потеря некоторых опорных элементов конечностей в определенных ракурсах и чувствительность к освещенности. Поэтому, чтобы получить выигрыш от легкости разработки системы на основе библиотек *Kinect Software development kit (SDK)* и достаточную точность распознавания, предлагается исследовать методы математической обработки данных, такие как методы линейной и нелинейной обработки данных, полученных от сенсора.

Для определения наиболее помехоустойчивых состояний, таких как осанка и положение корпуса, используется взаимное сравнение координат, определение углов и пороговый метод. Для определения положения корпуса - сравнение координаты абсцисс точки основания шеи, центра корпуса и центра таза. Например, если основание таза по оси абсцисс правее центра корпуса, который в свою очередь правее основания шеи, то:

$\varphi: X_{\text{центрТаза}} \geq X_{\text{центрКорпуса}} \geq X_{\text{шея}} \rightarrow \mathbf{s}_i^P = \langle \text{положение корпуса, наклонено влево} \rangle,$

$\psi: \mathbf{s}_i^P = \langle \text{положение корпуса, наклонено влево} \rangle \rightarrow \text{Поза скособочена влево (Поза3)}.$

Для повышения точности распознавания позирования с помощью сенсора *Kinect* необходимо обучение классификаторов для всех элементов скелета человека. В данной работе, в связи с ограниченностью обучаемых и тестовых материалов, приведено сравнение линейного и нелинейного классификатора только для определения положения коленей.

3.1 Линейная классификация положения коленей

Положение коленей определяется по двум углам, α и β . Угол α находится в плоскости XZ (параллельной полу) и образован векторами правого и левого бедра:

$$\alpha = a \cos\left(\frac{X_{\text{левБедро}} * X_{\text{прБедро}} + Z_{\text{левБедро}} * Z_{\text{прБедро}}}{(X_{\text{левБедро}}^2 + Z_{\text{левБедро}}^2) * (X_{\text{прБедро}}^2 + Z_{\text{прБедро}}^2)}\right),$$

где $X_{\text{прБедро}} = X_{\text{прКолено}} - X_{\text{прТазобедрСустав}}$, $Z_{\text{прБедро}} = Z_{\text{прКолено}} - Z_{\text{прТазобедрСустав}}$,

$X_{\text{левБедро}} = X_{\text{левКолено}} - X_{\text{левТазобедрСустав}}$, $Z_{\text{левБедро}} = Z_{\text{левКолено}} - Z_{\text{левТазобедрСустав}}$.

Угол β находится в плоскости XY (фронтальной по отношению к сенсору) и образован векторами образующей корпуса (плечо – тазобедренный сустав):

$$\beta = a \cos\left(\frac{X_{\text{левОбразующая}} * X_{\text{прОбразующая}} + Y_{\text{левОбразующая}} * Y_{\text{прОбразующая}}}{(X_{\text{левОбразующая}}^2 + Y_{\text{левОбразующая}}^2) * (X_{\text{прОбразующая}}^2 + Y_{\text{прОбразующая}}^2)}\right),$$

где $X_{\text{прОбразующая}} = X_{\text{прТазобедрСустав}} - X_{\text{прПлечо}}$, $Y_{\text{прОбразующая}} = Y_{\text{прТазобедрСустав}} - Y_{\text{прПлечо}}$,

$X_{\text{левОбразующая}} = X_{\text{левТазобедрСустав}} - X_{\text{левПлечо}}$, $Y_{\text{левОбразующая}} = Y_{\text{левТазобедрСустав}} - Y_{\text{левПлечо}}$.

Классификация положения коленей происходит по значению отношения α/β . За счет этого исключается влияние расстояния до сенсора и различий исследуемых объектов в росте. На рисунке 6 показано распределение этой величины. Задачей вычисления распределения данной величины является разделение на классы «колени вместе», «колени уже плеч» и «колени шире плеч» путем определения значений угла, соответствующего переходу между состояниями. Так как по приведенному распределению классы разделить достаточно сложно, то применение линейного метода недостаточно для точной классификации положения коленей.

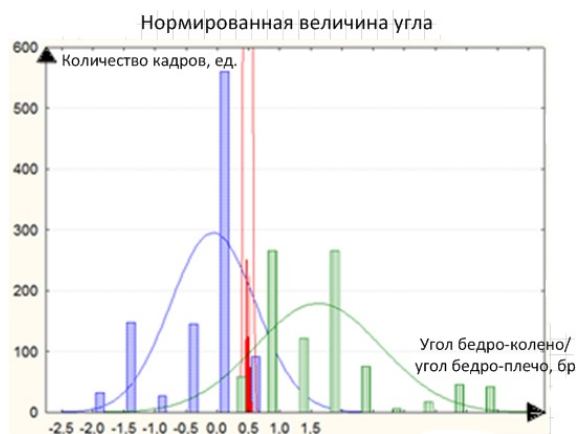


Рисунок 6 – Распределение нормированной величины угла α/β , образованного бедрами. Синим обозначено положение «колени вместе», красным – «колени уже плеч», зеленым – «колени шире плеч».

3.2 Нелинейная классификация положения коленей

Нелинейная классификация положения коленей основана на нейронной перцептронной сети. В данной работе база данных для обучения и тестирования крайне ограничена и представляла собой данные, полученные сенсором *Kinect*, только для 6 испытуемых (4 – для обучения и 2 – для тестирования). Испытуемые принимали каждую из трех перечисленных поз, сидя на стуле перед сенсором. В дополнении были исследованы следующие классы положения коленей: «правая на левую» и «левая на правую». С помощью *Kinect SDK v1.0* и специального программного обеспечения велась запись координат в *XML* формате со средней частотой 30 кадров в секунду на протяжении 15 секунд для каждой позы. Далее, используя координаты левого и правого тазобедренного сустава, коленей, а также лодыжек строился вектор из 6 признаков:

горизонтальное расстояние между коленями: $dX_{\text{Колени}} = X_{\text{прКолено}} - X_{\text{левКолено}}$,

горизонтальное расстояние между
тазобедренными суставами: $dX_{\text{Таз}} = X_{\text{прТазобедрСустав}} - X_{\text{левТазобедрСустав}}$,

горизонтальное расстояние между левым
бедром и левым коленом: $dX_{\text{левБедро}} = X_{\text{левКолено}} - X_{\text{левТазобедрСустав}}$,

горизонтальное расстояние между правым
бедром и правым коленом: $dX_{\text{прБедро}} = X_{\text{прКолено}} - X_{\text{прТазобедрСустав}}$,

вертикальное расстояние между коленями: $dY_{\text{Колени}} = Y_{\text{прКолено}} - Y_{\text{левКолено}}$,

вертикальное расстояние между стопами: $dY_{\text{Стопы}} = Y_{\text{прСтопа}} - Y_{\text{левСтопа}}$.

Несмотря на ограниченность обучаемой базы, вероятность правильного определения положения коленей в среднем увеличилась на 32% по сравнению с применением линейных методов обработки (таблица 1).

Таблица 1

Результаты распознавания опорных точек с использование нейронной сети/после
настройки параметров сглаживания

	Колени вместе (1)	Колени уже плеч (2)	Колени шире плеч (3)	Правая на левую (4)	Левая на правую (5)
Колени вместе (1)	71/75	9	5/3	8/7	7/6
Колени уже плеч (2)	14/12	65/68	8	6	7/6
Колени шире плеч (3)	2/1	1	79/89	11/5	7/4
Правая на левую (4)	16/15	2	5	57/59	20/19
Левая на правую (5)	12	3	2	24/23	59/60

Основанием для использования сенсора в качестве средства регистрации позирования человека также служит повторяемость результатов. При повторной регистрации испытуемых, принимающих одинаковую позу, результаты классификации совпадают.

3.3 Настройка параметров сглаживания сенсора *Kinect*

Спецификой работы сенсора *Kinect* является потеря положения опорных элементов при профильном ракурсе, а также стохастические флуктуации значений координат этих элементов. Для решения задачи фильтрации колебаний значений координат необходимо применение следующих методов:

- настройка параметров сглаживания, предусмотренных в *SDK* сенсора;
- дифференциальный анализ скорости изменения координат.

Параметры сглаживания подбирались экспериментально путем визуализации выходного сигнала (рисунок 7). В результате удалось получить более точные результаты определения положения коленей (таблица 1).

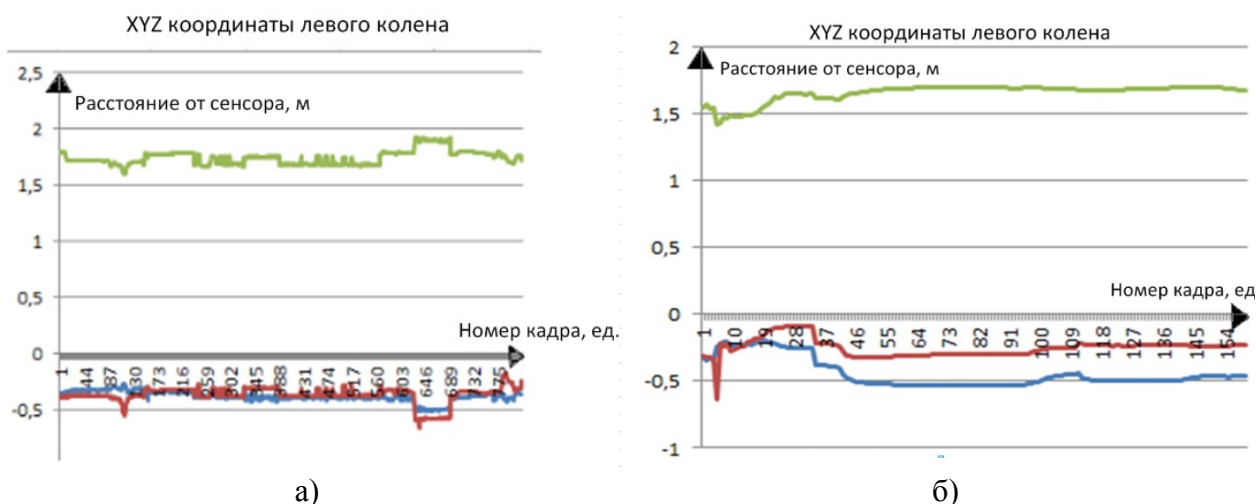


Рисунок 7 – Подбор параметров сглаживания на примере координат коленей сидящего человека; а) – параметры сглаживания, установленные по умолчанию; б) – экспериментально подобранные параметры.

Также планируется применение дифференциального анализа. При достоверной регистрации координат с частотой 30 кадров в секунду происходит незначительное изменение координат от кадра к кадру. При потере сенсором опорной точки происходит резкое изменение координат сустава со скоростью ≥ 50 мм/мс, что неестественно для движений тела. Таким образом, для предупреждения неправильного определения координат целесообразно вычислять производные изменения координат по времени. Далее пороговым методом можно принимать решение о корректности или некорректности текущей координаты.

Заключение

В данной работе изложены результаты исследования и разработки мультиагентного аппаратно-программного комплекса регистрации и описания позирования, как части системы распознавания и описания невербального поведения.

Разработан агент семантической обработки данных о позировании на основе онтологической модели. Разработанная на языке *OWL* онтология позволяет извлекать сущности позирования по положениям частей тела и корпуса. Данная онтология может быть интегрирована в онтологию более высокого уровня, такую как онтологию невербального поведения человека.

Исследованы характеристики средства регистрации опорных точек *Kinect*, как агента регистрации позирования. Среди достоинств данного средства следует отметить относительную простоту разработки с использованием *Kinect SDK*, среди недостатков – невысокую точность распознавания опорных точек человека, находящегося в положении

сидя. Однако настройка параметров сглаживания и применение нелинейных методов обработки позволила повысить точность распознавания положения коленей.

Разработан агент математической обработки данных на основе исследования методов линейной и нелинейной обработки данных о пространственной сцене, полученных от сенсора. Метод нейронных сетей позволил значительно улучшить точность распознавания опорных точек сидящего человека, как наиболее сложного положения для сенсора *Kinect*, однако полученные результаты не достаточно высоки для объективного анализа и требуют более детального исследования.

Основными направлениями дальнейших исследований являются:

- исследование способов повышения точности и надежности агента регистрации данных о сцене, например, с помощью дифференциального анализа;
- разработка онтологических моделей других особенностей невербального поведения человека (жестов, мимики, походки и др.);
- разработка агентов мультиагентной системы распознавания и описания невербального поведения человека, придание агентам интеллектуальных свойств (адаптивность, обучаемость и др.).

Список литературы

1. Бодалев А.А. Восприятие и понимание человека человеком. М.: Изд-во Моск. ун-та, 1982. 200 с.
2. Лабунская В. А. Невербальное поведение (социально-перцептивный подход). Ростов-на-Дону: «Феникс», 1988. 246 с.
3. Толковый словарь русского языка: В 4 т. / Под ред. Д. Н. Ушакова. - М.: Гос. ин-т «Сов. энцикл.» ОГИЗ; Гос. изд-во иностр. и нац. слов. 1935-1940.
4. Billon, R., Nédélec, A., Tisseau, J., Gesture recognition in flow based on PCA analysis using multiagent system. In: ACE 2008: Proceedings of the 2008 International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology, pp. 139–146. ACM, New York (2008)
5. Черненький В.М., Гапанюк Ю.Е., Мавзютов А.А., Разработка комплексных биомедицинских информационных систем на основе адаптивных объектов// Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана, сер. "Приборостроение", 2012. - с.101-109
6. J. K. Aggarwal and M. S. Ryoo, Human Activity Analysis: A Review// ACM Computing Surveys (CSUR), 43(3), April 2011.
7. Поваляева М.А., Рутер О.А., Невербальные средства общения// Серия «Высшее образование» - Ростов н/Д: Феникс, 2007 г., -5 с.

8. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии: Учеб. пособие. - М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 304 с.
9. Соловьев В.Д., Добров Б.В., Иванов В.В., Лукашевич Н.В., Онтологии и тезаурусы, Учебное пособие, 2006
10. Liming Chen, Chris Nugent, Ontology-based activity recognition in intelligent pervasive environments// International Journal of Web Information Systems, Vol. 5 Iss: 4, pp. 410-430, 2009
11. Matthew Horridge, A Practical Guide To Building OWL Ontologies Using Protégé 4 and CO-ODE Tools, Edition 1.1, The University Of Manchester, 2007
12. Shotton J., Fitzgibbon A., Cook M., Sharp T., et al. Real-Time Human Pose Recognition in Parts from Single Depth Images// Machine Learning for Computer Vision, 2013, pp. 119-135
13. Š. Obdržálek, G. Kurillo, F. Ofli, R. Bajcsy, E. Seto, H. Jimison, M. Pavel, Accuracy and Robustness of Kinect Pose Estimation in the Context of Coaching of Elderly Population// EMBC, 34th International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, California, August 2012