



OSTIS-2011

(Open Semantic Technologies for Intelligent Systems)

УДК 004.81:159.942.52

ФАЗЗИФИКАЦИЯ ДАННЫХ, ОПИСЫВАЮЩИХ ДВИЖЕНИЕ ЧЕЛОВЕКА

А. С. Бобков, В. Л. Розалиев (*bobkovart@gmail.com*)

Волгоградский государственный технический университет г. Волгоград, Россия

В данной работе описывается фаззификация данных, описывающих движения человека. Используется подход, в котором определяется активность телодвижений с учётом строения и подвижности суставов человека.

Ключевые слова: векторная модель человека, фаззификация временного ряда, эмоции.

Эмоции играют чрезвычайно важную роль во взаимодействии людей друг с другом. Развитие человеко-компьютерных интерфейсов сильно ограничено именно из-за неспособности машин выражать и проявлять эмоции. Создание систем определяющих и моделирующих эмоциональные реакции человека является крайне важным и актуальным. Данная работа направлена на анализ движений и поз человека на предмет эмоциональных проявлений.

Авторами был выявлено, что информацию о телодвижениях человека, представленную в формате bvh можно представить в виде временных рядов. Для решения задачи анализа телодвижений был произведён обзор методов моделирования временных рядов. В том случае, если процесс протекает в условиях неопределенности, традиционно используют стохастические модели временных рядов и изучаются числовые временные ряды, содержащие как систематическую, так и случайную компоненту. Данный подход базируется на теоретических предпосылках теории вероятности и прикладной статистики, основан на принципе многомодельности и использует накопленный опыт моделирования детерминированных процессов в виде функциональных зависимостей. Процессы, функционирующие в условиях «нестохастической неопределенности, могут моделироваться нечеткими временными рядами, теоретический базис которых сформирован теорией нечетких множеств и нечетких моделей. Для моделирования процессов в реальных сложноорганизованных системах, функционирование которых подвержено неопределенностям разного вида и характера, могут быть использованы гибридные модели временных рядов, описывающие стохастические и нечеткие неопределенности.

В результате был выбран нечёткий подход, поскольку он позволяет в полной мере учесть как специфику входной информации, так и трудности, связанные с её обработкой.

Для анализа информации о телодвижениях необходимо формализовать активность телодвижений человека. Активность «А» выражается в количестве телодвижений человека: чем меньше телодвижений, и как следствие меньше изменений в каналах файла, тем значение активности «А» - меньше. Активность телодвижений человека в момент времени t определяется формулой:

$$A(t) = \sum_{n=1}^m (T_n(t) * k_n). \quad (1)$$

где m – количество временных рядов, характеризующих движение, $T_n(t)$ – изменение n -го временного ряда в момент времени t , k_n – коэффициент чувствительности для n -го временного ряда (ВР).

Этот коэффициент зависит от степени влияния n-го временного ряда на перемещение массы тела человека в пространстве. Активность зависит непосредственно от того, какой частью тела субъект совершил движение.

Учёными биомеханиками были произведены исследования по определению массы и длины частей тела человека. В результате усреднения полученных результатов для взрослого мужчины получены данные, представленные на рисунке 1.



Рисунок 1- Распределение массы человека

Таким образом, опишем коэффициент чувствительности в следующем виде:

$$k_n = \sum_{i=0}^j (p_{di} * m_{di}) . \quad (2)$$

где i – номер дочернего элемента, j – максимальный номер дочернего элемента, m_{di} – коэффициент массы тела, показывает, какую долю от всей массы тела занимает данная часть, p_{di} – коэффициент пропорциональности массы тела.

Для взрослого мужчины, у которого масса распределена согласно рисунку 1, коэффициент пропорциональности массы для всех частей равен 1. Например, для женщины, у которой доля массы бёдер, а точнее нижнего отдела туловища, в общей массе тела, больше чем у мужчины, этот коэффициент в зависимости от строения тела будет больше 1. Аналогично и для всех остальных частей тела, коэффициент пропорциональности масс может варьироваться.

Так как векторная модель имеет иерархическое описание, то это накладывает определённые особенности на расчёт активности. Приведём расчёт коэффициента чувствительности узла, который отвечает за плечо, при изменении угла вращения относительно оси X:

$$k_n = p_{d0} * m_{d0} + p_{d1} * m_{d1} + p_{d2} * m_{d2} . \quad (3)$$

где k_n – коэффициент чувствительности канала, отвечающий за поворот в узле плечо относительно оси X; m_{d0} – коэффициента массы тела для плеча равен 2,1%. Индекс равен 0, отсюда можно говорить, что это родительский элемент для которого идёт расчёт коэффициента чувствительности; m_{d1} – коэффициента массы тела для предплечья, равен 1,6%. Индекс равен 1, значит это дочерний элемент первого уровня; m_{d2} – коэффициента массы тела плеча,

равен 0,6%. Индекс равен 2, значит это дочерний элемент второго уровня; rd_i - для среднего взрослого мужчины по всем элементам будет равен 1.

Активность необходимо правильно посчитать для того чтобы достоверно определить, в какие моменты времени человек действительно не совершает движений, то есть принял определённую позу.

Для дальнейшей обработки информации о телодвижениях человека авторами была произведена фаззификация исходного временного ряда, содержащего узлы. Введём лингвистическую переменную «Нечёткий угол»:

$$L_1 = \langle \text{Name}_1, \tilde{X}_1, X_1, G_1, P_1 \rangle. \quad (4)$$

где Name_1 = «Нечёткий угол» - имя переменной, \tilde{X}_1 - множество термов лингвистической переменной (ЛП), X_1 - область определения, универсальное множество значений углов, G_1 - синтаксические правила вывода новых термов (Modus ponens), P_1 - семантические правила, контекстно-зависимый способ вычисления смысла на основе функции принадлежности каждого терма (соответствие термов ЛП точному значению ВР на основе функций принадлежности).

Множество термов ЛП «Нечёткий угол» в зависимости от узла, который описывается, будет состоять из различного количества элементов. Связано это, прежде всего, с подвижностью суставов. Так например если разбить множество узлов, описывающих угол вращения локтевого сустава, максимальный поворот которого равен 154 градуса, на 9 элементов: A_0 = «нулевой», A_1 = «около $\pi/10$ », A_2 = «около $\pi/5$ », ..., A_8 = «около $9\pi/10$ », то для описание лучезапястного сустава, относительно оси, перпендикулярной поверхности ладони, максимальный поворот которого равен 55 градуса, такое количество элементов будет избыточно и ошибка при этом велика.

Для решение задачи анализа статических поз тела человека авторами были проанализированы различные методы решения задачи классификации. Лучшим методом оказалась классификация с помощью нейронных сетей типа многослойный персептрон – 96,62% правильно распознанных образов на всей выборке.

В основе работы подсистемы анализа поз лежат нейросетевые методы. На данном этапе работы выборка состоит из 597 входных векторов, представляющих 61 позу. Таким образом, На каждую позу приходится около 10 обучающих векторов, которые представляют собой различные проявления этой позы. Например, поза «Руки в замок на груди». Субъект, может сидеть, стоять, облокотиться на что-нибудь, но при этом держать руки в замок на груди. Размер каждого вектора составляет 63 переменных. Выборка была поделена на обучающую – 75% входных образов, тестовую – 15% входных образов, контрольную 10% - входных образов.

Нейронная сеть определяет положительная или отрицательная и уверенная или неуверенная эмоциональная реакция. Анализировались 50 нейронных сетей типа многослойный персептрон. Используемый трёхслойный персептрон состоит из 63 нейронов на первом слое, 14 на втором и 6 на третьем. Для обучения с помощью алгоритма Бройдена - Флетчера - Гольдфарба - Шанно (Broyden, Goldfarb, Shanno – BFGS) потребовалось 55 эпох. Функция ошибки – кросс энтропия. Функция активации скрытого слоя – гиперболический тангенс. Функция активации внешнего слоя – софтмакс.

Был проведён анализ на чувствительность нейронной сети. Результаты представлены в виде графика на рисунке 2. По графику можно сделать вывод о том, что нейронная сеть наиболее чувствительна к каналам, которые описывают следующие узлы: плечо, локоть, кисть, бедро, колено, корневой узел модели (общий наклон тела), голова.

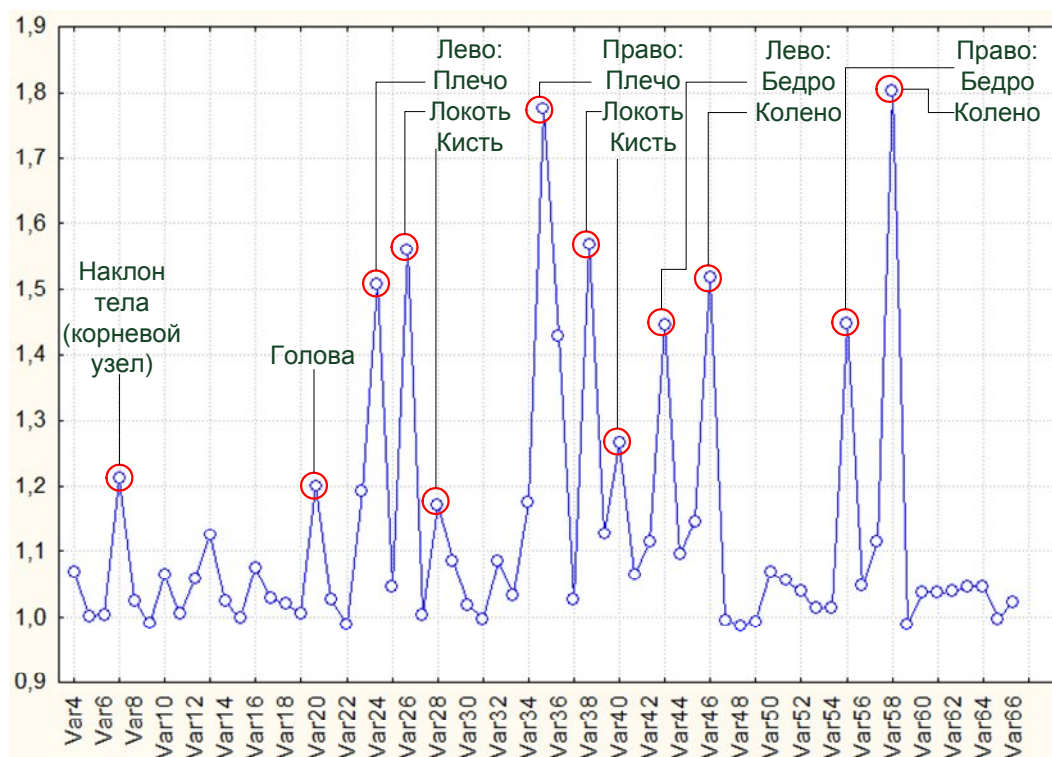


Рисунок 2 - Анализ нейронной сети на чувствительность

Результаты работы позволяют описать характерные позы и их соответствия эмоциональным реакциям с помощью нечётких правил. В перспективе планируется построить на основе разработанных правил нечёткую нейронную сеть, провести грануляцию второго уровня и ввести тенденции НВР для оперирования полученной информацией как нечёткими темпоральными высказываниями.

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ 10-01-00135-а, 10-01-00165-а, 10-01-90012-Бел_а

Библиографический список

[Бобков, 2009] Бобков, А.С. Распознавание неуверенности и негативного состояния человека / А.С. Бобков, О.С. Федоров, В.Л. Розалиев // Проведение научных исследований в области обработки, хранения, передачи и защиты информации: сб. науч. тр. всерос. конф. с элементами науч. школы для молодёжи (г. Ульяновск, 1-5 дек. 2009 г.). В 4 т. Т. 2 / Ульяновский гос. техн. ун-т [и др.]. - Ульяновск, 2009. - С. 143-151.

[Розалиев, 2008] Розалиев, В.Л. Предпосылки, возможности, перспективы создания автоматизированной системы распознавания эмоциональности речи / В.Л. Розалиев // Известия ВолгГТУ. Серия "Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах": межвуз. сб. науч. ст. / ВолгГТУ. – Волгоград, 2008. – Вып.4, №2. – С.58-61.

[Розалиев, 2010] Розалиев, В.Л. Моделирование эмоционального состояния человека на основе гибридных методов / В.Л. Розалиев, А.В. Заболеева-Зотова // Программные продукты и системы: международный науч.-практ. журнал. – Тверь, 2010 – Вып.2 (90). – С.141-146.