

Распознавание аномального поведения человека по его эмоциональному состоянию и уровню напряженности с использованием экспертных правил

77-48211/568250

03, март 2013

Князев Б. А., Гапанюк Ю. Е.

УДК 004.93

Россия, МГТУ им. Н.Э. Баумана

bknyazev@bmstu.ru

Введение

Интеллектуальные системы видео анализа поведения людей имеют широкую область применения: обеспечение безопасности за счет автоматического контроля траекторий перемещения людей [1], обеспечение безопасности за счет анализа поведения массовых скоплений людей, помощь в проведении оперативно-розыскных мероприятий [2], психологическое и медицинское диагностирование [3].

Одной из задач интеллектуального видео анализа в таких системах является классификация поведения людей на «нормальное» и «аномальное». Под «аномальным поведением» человека понимается последовательность его действий, которая не соответствует модели типичного поведения людей в конкретной ситуации, либо которая не представлена достаточным количеством примеров в обученной базе данных [4].

На основе анализа работ по распознаванию объектов на видеоизображениях [5, 6], обнаружению аномального поведения человека [4,7,8,9] и работ по методам контекстного описания видео [10,11] составлена методика обнаружения аномального поведения человека:

- | | | | |
|------------------------|---|----|--|
| Первичная
обработка | { | 1. | Низкоуровневая обработка видео, извлечение отдельных кадров. |
| | | 2. | Сегментирование изображений, распознавание контуров объектов сцены, детектирование людей. |
| | | 3. | Распознавание паттернов двигательной (невербальной) активности как объектов видео анализа. |
| | | 4. | Слежение за паттернами, вычисление динамики характеристик. |

- | | | |
|------------------------|---|---|
| Вторичная
обработка | { | 5. Определение семантических, вероятностных/статистических и других характеристик двигательной активности в соответствии с моделью поведения . |
| | | 6. Принятие решения об аномальности поведения, как о совокупности количественных и семантических характеристик. |
| | | 7. Вычисление ошибок, адаптация моделей. |

Модель поведения объектов исследования может представлять собой:

- статистическую или вероятностную модель, такую как
 - динамическую сеть Байеса (англ. *DBN*) [4];
 - скрытую Марковскую модель (англ. *HMM*) [5];
 - стохастическую контекстно-свободную грамматику (англ. *SCFG*) [5];
 - распределение плотности вероятности (англ. *Probability density function*) [7];
- базу данных нормальной и аномальной активности в виде набора изображений и их декомпозиций [8];
- модель представления знаний (например, в системе распознавания компьютерных угроз на основе онтологий [12]);
- другие модели, в том числе расширения и комбинации изложенных выше моделей.

Принятие решения может осуществляться с помощью экспертных продукционных правил (как, например, в [5]) или с помощью вычисления расстояний (Евклида, Махаланобиса, Кульбака – Лейблера) между векторами [13].

Данная методика отражает трудоемкость решения проблемы автоматического обнаружения аномального поведения на основе видеоинформации в общем виде. Однако существуют решения данной задачи для частных случаев, таких как распознавание аномальной траектории движения объектов и аномальных событий [4,5], распознавание аномальных движений на основе информации, заложенной в видео компрессии [7], распознавание аномальных жестов и походки [8]. Решение данной задачи для случая распознавания аномального «эмоционального состояния» и «уровня напряженности» также может быть реализовано.

«Эмоциональное состояние» (или эмоцию) и «уровень напряженности» человека можно рассматривать с разных точек зрения. С точки зрения невербальной психологии – как состояния, которые отражает мимика лица и многие другие аспекты невербального поведения человека, такие как походка, жесты и другие. С точки зрения общей психологии, психологии труда и физиологии – как показатели психического, физиологического и функционального состояния человека [14]. Как следствие, имея оценку текущего эмоционального состояния и уровня напряженности человека, а также

модель типичного поведения и/или решающие правила, можно сделать вывод, является ли поведение аномальным.

Политика безопасности автоматизированной системы может включать модель типичного поведения субъекта угроз и/или экспертные продукционные правила для определения деструктивных аномальных действий [15]. В данной работе роль субъекта угроз выполняет человек-оператор ЭВМ, а оценку текущего эмоционального состояния и уровня напряженности предлагается определять на основе мимики человека, так как существуют методы достаточно точного распознавания эмоций по статическому и динамическому изображению лица.

В данной работе предлагается решение частного случая задачи автоматического обнаружения аномального поведения человека на основе видеоинформации с помощью распознавания его текущего эмоционального состояния и уровня напряженности, и применения экспертных правил для принятия решения.

1 Обзор методов распознавания эмоций

Задача автоматического распознавания эмоций привлекает все больше и больше внимания, и, как следствие, все больше различных методов используется для ее решения. Резюмируя приведенные в [13] и [16] подробные обзоры существующих методов и выполненный в данной работе анализ, следует выделить следующие классы методов (таблица 1):

- холистические методы (то есть обрабатывающие изображение лица целиком);
- локальные методы (то есть обрабатывающие изображения элементов лица);
- методы, вычисляющие форму объектов;
- методы, вычисляющие динамику объектов.

Таблица 1 – Классификация методов автоматического распознавания эмоций

Холистические методы		Локальные методы
Методы, вычисляющие форму	Классификаторы: <i>ANN</i> [17], <i>SVM</i> [21,22], <i>Random forest</i> [26], <i>LVQ</i> [24], <i>Adaboost</i> [19]	Классификаторы: <i>ANN</i> [18], <i>SVM</i> [25,27,31], <i>GA</i> [18], Классификатор Байеса [20], <i>Adaboost</i> [20,25]
	Вейвлеты и фильтры Габора [24,26,27,28]	Геометрические модели лица [17,33,34]
	Преобразование Хафа [26]	Собственные вектора: <i>PCA</i> [24,27], <i>LDA</i> [25]
	2D Модели лица: <i>AAM</i> [23], <i>ASM</i> [19,34], <i>EBGM</i> [22]	Локальные гистограммы: <i>HoG</i> [31], <i>LBP</i> [19,25,28]
Методы, вычисляющие динамику	Оптический поток [21,29]	3D динамические модели [33,34]
	Динамические модели [29]	Статистические модели: <i>HMM</i> [30], <i>DBN</i> [23]

В таблице 1 используются следующие общепринятые англоязычные аббревиатуры: *ANN* – искусственные нейронные сети, *SVM* – методы опорных векторов, *GA* – генетические алгоритмы, *LVQ* – векторное квантование (сеть Кохонена), *AAM* – модель представления, *ASM* – модель формы, *EBGM* – эластичный граф, *PCA* – метод главных компонент, *LDA* – линейный дискриминантный анализ, *LBP* – локальные бинарные шаблоны, *HoG* – гистограмма направленных градиентов.

В последнее время для распознавания эмоций в основном применяют комплексные подходы, общий принцип которых заключается в следующем (рисунок 1):

1. Выделение и нормализация изображения лица.
2. Извлечение характеристических точек и особенностей лица, его формы и текстуры, вычисление динамики характеристик.
3. Опциональная обработка характеристик.
4. Классификация эмоциональных и других состояний.
5. Интерпретация результатов.

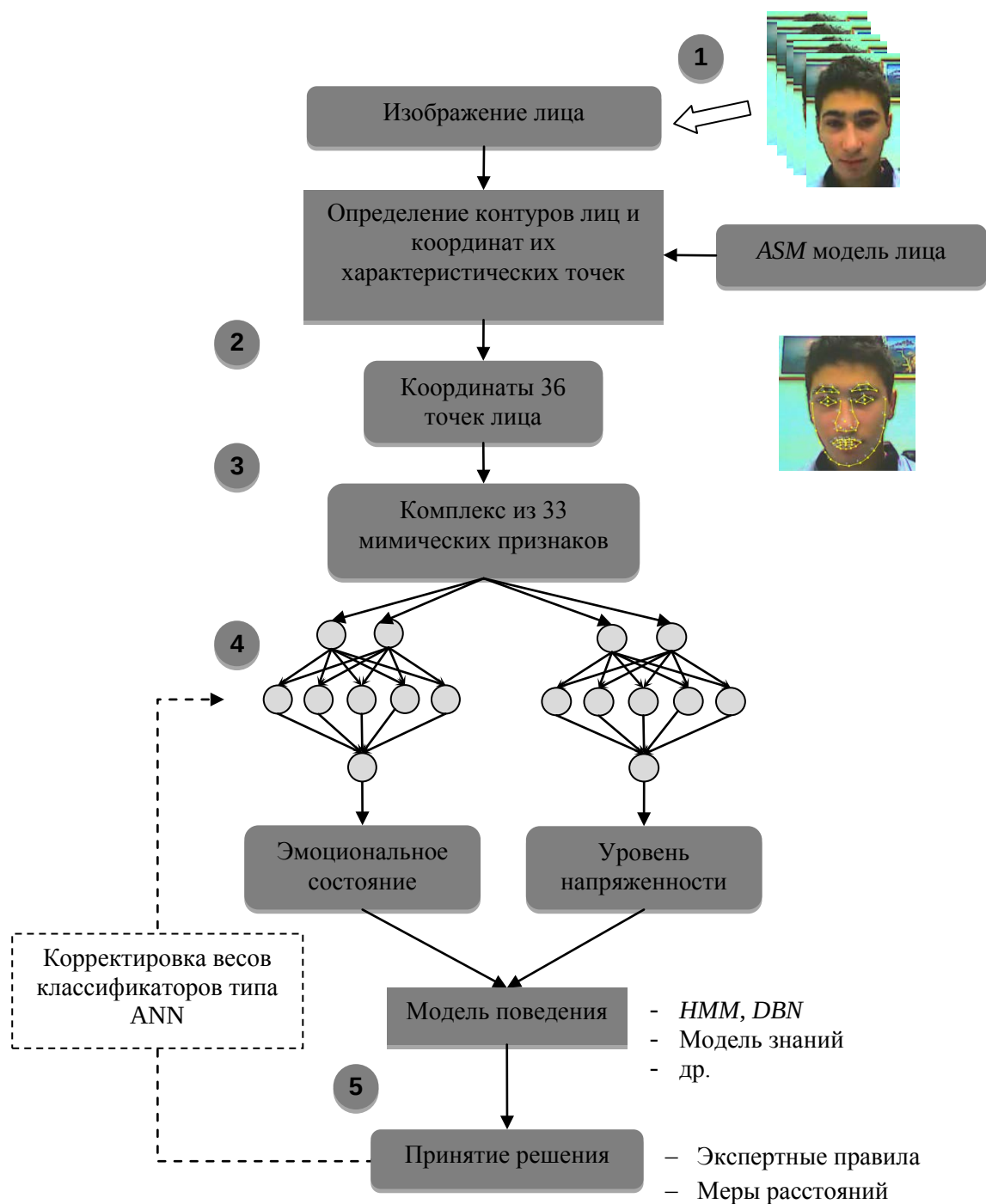


Рисунок 1 – Алгоритм обнаружения аномального поведения с помощью локального метода распознавания эмоционального состояния и уровня напряженности, вычисляющего форму. Цифрами обозначены шаги общего принципа распознавания эмоций. Пунктиром обозначены опциональные блоки и связи.

В таблице 2 представлены краткие сведения о некоторых подходах, реализующих данный принцип и показавших наиболее точные результаты.

Таблица 2 – Комплексные подходы, показавшие наилучшие результаты

Извлечение особенностей	Классификатор	Точность	Эмоции	Авторы
ASM + Мимические признаки	ANN	73-91%	Экман + нейтральная эмоция + уровни напряженности	Кашапова и др. [17]
PCA + Фильтр Габола	SVM	70-90%	Экман	N. Agrawal et al. [27]
Оптический поток	SVM	75-90%	Экман	K. Anderson et al. [21]
Преобразование Хафа	Random Forest	62-100%	Экман	G. Fanelli et al. [26]

В данной работе предлагается использование метода «ASM + Мимические признаки + ANN», в котором на шаге 3 вычисляются мимические признаки на основе характеристических точек лица, а помимо классификации эмоций также классифицируются уровни напряженности (рисунок 1).

Недостатками данного метода являются отсутствие вычисления динамики мимики лица; чувствительность к нерегулярностям изображения лица, таким как ориентация головы и освещенность, из-за использования модели формы ASM; низкая производительность и отсутствие обратной связи с классификаторами.

Преимуществами данного метода являются использование общепринятой классификации эмоций, предложенной Полом Экманом; использование инвариантного к масштабу изображения лица мимического комплекса в составе 33 геометрических признаков модели лица (углов и расстояний); относительная простота разработки и конкурентоспособные результаты для выбранной тестируемой базы.

2 Характеристики метода распознавания эмоций и уровня напряженности

2.1 Классификация

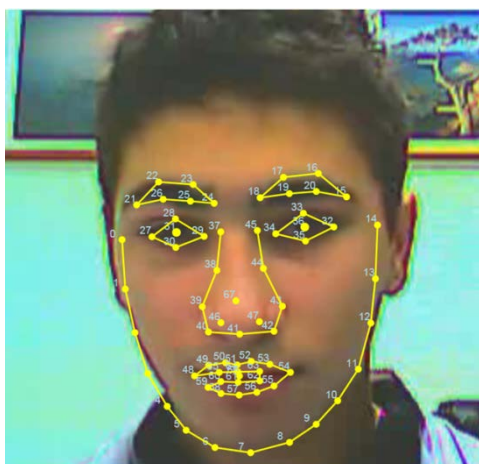
Существует достаточно много вариантов классификации **эмоциональных состояний** и критериев дискретизации эмоций между собой. Несмотря на это, ни одна из классификаций не может полноценно интерпретировать все состояния случайно выбранного человека, и в этом смысле задача автоматического определения эмоций является «плохо» определенной. Преимущество классификации Пола Экмана заключается в высокой корреляции результатов среди исследуемого набора людей по параметрам пол,

национальность и возраст, и в рамках таких критериев данная классификация определяется как «универсальная» [35]. В [36] говорится также о врожденности выражений лица для предложенных эмоций. Классификация представляет собой шесть эмоций, такие как счастье, печаль, гнев, страх, удивление и отвращение (англ. *happiness, sadness, anger, fear, surprise, disgust*). Помимо этого, преимуществом классификации является ее общепринятое использование в исследованиях задачи распознавания эмоций, что позволяет объективизировать процесс сравнения результатов исследований. Классификатор также удобен тем, что для формализации описания наблюдаемых мимических изменений разработаны различные системы кодирования выражения лица (EMFACS, FACS), в которых определяются комбинации мимических движений для каждой базовой эмоции (англ. *action units AU, motion units MU*) [37]. Однако данные комбинации локализованы по областям лица, а также не учитывают временные свойства мимических движений [29].

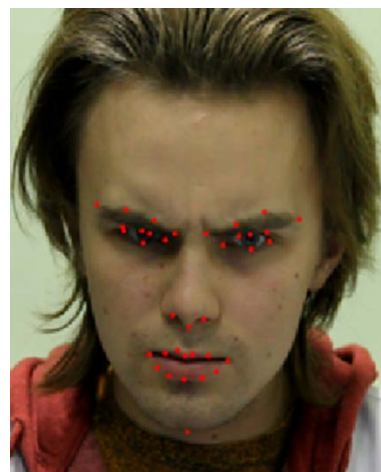
Классификация **уровней напряженности** предоставляет дополнительные сведения о состоянии человека. В [17] используется классификация, предложенная Т.А. Немчиным на основании исследования субъективных ощущений испытуемых, медицинского обследования и наблюдений [38]: слабый, умеренный и чрезмерный уровни напряженности. Возможность данной классификации в автоматическом режиме обусловлена результатами анализа, изложенного в [39]. Данные результаты позволяют определять характеристики психологической напряженности так же, как и эмоционального состояния – по особенностям двигательных проявлений реципиента, и в частности, по мимическим выражениям лица.

2.2 Мимические признаки

Классификатору эмоциональных состояний и уровней напряженности необходимо предоставить комплекс признаков, инвариантный к нерегулярностям изображения лица. Мимический комплекс представляет собой 33 геометрических признака модели лица: различные меры углов и расстояний между 36 контрольными антропометрическими точками [17]. В открытом доступе существует несколько библиотек, реализующих ASM [40-43] и позволяющих вычислить координаты необходимых контрольных точек. В [17] для этой цели используется библиотека *ASMlibrary* (рисунок 2).



а)



б)

Рисунок 2 – а) 65 точек, вычисленных с помощью библиотеки *ASMLibrary*; б) 36 антропометрических точек, необходимых для вычисления мимического комплекса и распознавания аномального поведения.

2.3 Нейронная сеть

Для классификации эмоций и уровней напряженности выбранный метод использует нейронную сеть типа персептрон с входным слоем, скрытым слоем и выходным слоем (таблица 3).

Таблица 3 – Характеристики нейронной сети

Назначение нейронной сети	M	N	K	f_{act}	$f_{act out}$
Эмоции	33	99	7	<i>tanh</i>	<i>softmax</i>
Уровни напряженности	33	58	3	<i>logistic</i>	<i>softmax</i>

В приведенной таблице используются следующие обозначения: M , N , K – число нейронов во входном, скрытом и выходном слоях соответственно; f_{act} , $f_{act out}$ – функции активации скрытых и выходных нейронов соответственно; *tanh* – гиперболический тангенс; *logistic* – логистическая функция; *softmax* – передаточная функция нейрона. Детальные выражения решающих функций нейронной сети могут быть найдены, например, в [44]. Для эмоций и уровней напряженности они аналогичны и имеют следующий вид:

$$y_k = f_{act out} \left(\sum_{i=1}^N w_{out_{ki}} \cdot f_{act} \left(\sum_{j=1}^M w_{ij} \cdot x_j + b_i \right) + b_k \right),$$

где $k = 1, K$; y_k – значение на выходе k -го нейрона выходного слоя; x_j – значение j -го нейрона входного слоя; b_i, b_k – сдвиги на скрытом и выходном слоях соответственно; w_{ij} – весовой коэффициент связи j -го нейрона входного слоя и i -го нейрона скрытого слоя; w_{outki} – весовой коэффициент связи i -го нейрона скрытого слоя и k -го нейрона выходного слоя.

В дальнейшем функции активации выходных нейронов ($f_{act out}$) для эмоций и уровней напряженности будем обозначать как f_E и f_S соответственно, другие обозначения аналогично будем использовать с индексом E (для эмоций) или S (для уровня напряженности).

3 Экспертный подход

Значения y_k функции активации для эмоций представляют собой распределение коэффициентов принадлежности текущего состояния к одной из семи эмоций (шесть базовых и нейтральная эмоция), поэтому $K_E = 7$, при этом $\sum_k y_k = 1, k = 1, 7$. Значения y_k функции активации для уровней напряженности также представляют собой распределение коэффициентов принадлежности текущего состояния к одному из трех уровней напряженности, поэтому $K_S = 3$, при этом $\sum_k y_k = 1, k = 7, 9$. Однако количественная оценка нейтральной эмоции не является информативной для обнаружения аномального состояния человека, поэтому далее будем учитывать только шесть базовых коэффициентов, то есть $y_k = f_E \forall k = 1, 6$. Распределение коэффициентов уровня напряженности для данной задачи удобнее представить в виде одного коэффициента y_7 , линейно отражающего общее состояние напряженности:

$$y_7 = y_8/2 + y_9,$$

где y_8 – уровень умеренной напряженности, y_9 – уровень чрезмерной напряженности, вычисленные нейронной сетью.

Пусть $S = \{S_i\}, i = 1, N$ – множество классов аномального поведения, $Q = \{q_k\}, k = 1, K$ – алфавит признаков аномального поведения, $Y = \{y_k\}$ – количественная оценка признаков аномального поведения, где $y_k = f_k(q_k)$ – функция количественной оценки эмоционального состояния и уровня напряженности, то есть функция активации нейронной сети.

Для каждого класса аномальных состояний S_i пусть имеется множество пороговых значений количественной оценки признаков аномального поведения $X = \{x_{i,k}\}$, где $x_{i,k} \in [0,1]$.

Таким образом, задача определения аномального поведения представляет собой нахождение отображения:

$$Y \times S \times X \mapsto R,$$

где R – это множество некоторых решающих правил.

Пусть решающие правила имеют булевы значения: 0 – меньше порогового значения, 1 – больше порогового значения. Тогда,

$$Y \times S \times X \mapsto \{0,1\}.$$

На основе гипотез об аномальных состояниях оператора составим экспертную таблицу пороговых значений для четырех классов аномальных состояний, и для примера зададим значения для одного из классов (таблица 4).

Таблица 4 – Экспертная таблица пороговых значений признаков для четырех классов аномальных состояний

Признаки		Классы аномальных состояний S			
Y	Элементы алфавита Q	S_1	S_2	S_3	S_4
$f_E(q_1)$	гнев	$x_{1,1}$	0.3	$x_{3,1}$	$x_{4,1}$
$f_E(q_2)$	отвращение	$x_{1,2}$	0.4	$x_{3,2}$	$x_{4,2}$
$f_E(q_3)$	страх	$x_{1,3}$	0.3	$x_{3,3}$	$x_{4,3}$
$f_E(q_4)$	счастье	$x_{1,4}$	0.8	$x_{3,4}$	$x_{4,4}$
$f_E(q_5)$	печаль	$x_{1,5}$	0.8	$x_{3,5}$	$x_{4,5}$
$f_E(q_6)$	удивление	$x_{1,6}$	0.5	$x_{3,6}$	$x_{4,6}$
$f_S(q_7)$	уровень напряженности	$x_{1,7}$	0.5	$x_{3,7}$	$x_{4,7}$

Отображения могут быть реализованы в виде продукционных правил, например:

1. $\{f_E(q_3) > x_{2,3} \wedge f_S(q_7) > x_{2,7}\} \mapsto 1$, то есть, если значения страха и уровня напряженности больше $x_{2,3}$ (0.3) и $x_{2,7}$ (0.5) соответственно, то текущее состояние относится к классу S_2 аномального поведения.

2. $\{f_E(q_2) > x_{3,2} \wedge f_E(q_6) > x_{3,6}\} \mapsto 0$, то есть, если значения отвращения и удивления больше $x_{3,2}$ и $x_{3,6}$ соответственно, то текущее состояние НЕ относится к классу S_3 аномального поведения.

Таким образом, чтобы поведение классифицировать как нормальное, необходимо убедиться, что оно не принадлежит ни одному из классов S_i , в противном случае поведение аномальное.

4 Эксперимент и оценочные результаты

Для обучения нейронной сети использовался пакет программ *MATLAB*, базы данных “*MMI Facial Expression Database*” [45], “*Corol Feret*” [46] и базы данных НИИЦ БТ МГТУ им. Н.Э. Баумана. Также, для тестирования алгоритмов на конкретных видеоизображениях применялось дополнительное специальное программное обеспечение (СПО), реализованное на платформе *Microsoft .NET Framework 3.5*.

Провести объективный и масштабный эксперимент, оценивающий эффективность системы, достаточно сложно, поэтому предлагаются расчетные характеристики, полученные с использованием разработанного макета системы. На рисунке 3 представлен график зависимости вероятности успешного распознавания аномального поведения от времени работы системы для каждого признака аномального поведения за 70 рабочих дней.

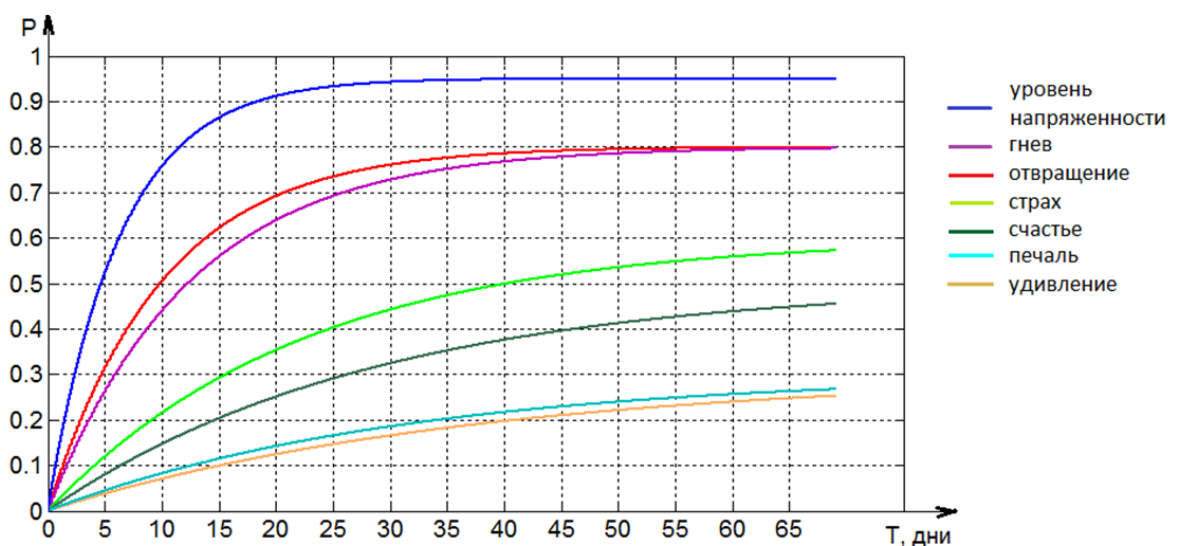


Рисунок 3 – Зависимость вероятности распознавания аномального поведения по признакам от времени работы системы

Наибольшее влияние на успешное распознавание потенциального аномального поведения оказывает уровень напряженности. Это связано с высокой вероятностью определения значения этого признака для оператора в текущий момент времени и с достаточно точным (по субъективной оценке) отражением функционального состояния оператора по значению этого признака. Возрастающие значения связаны с адаптацией (в данном случае ручной) нейронной сети и экспертных правил в процессе работы системы.

Данный подход может быть использован для противодействия инсайдерским угрозам в составе систем обнаружения вторжений (COB), описанным в [15]. В проведенном на стенде исследовании, благодаря подключению разработанного биометрического датчика к функционирующей в автоматизированной системе COB, возможно значительное увеличение уровня защиты от атак внутреннего характера (рисунок 4).

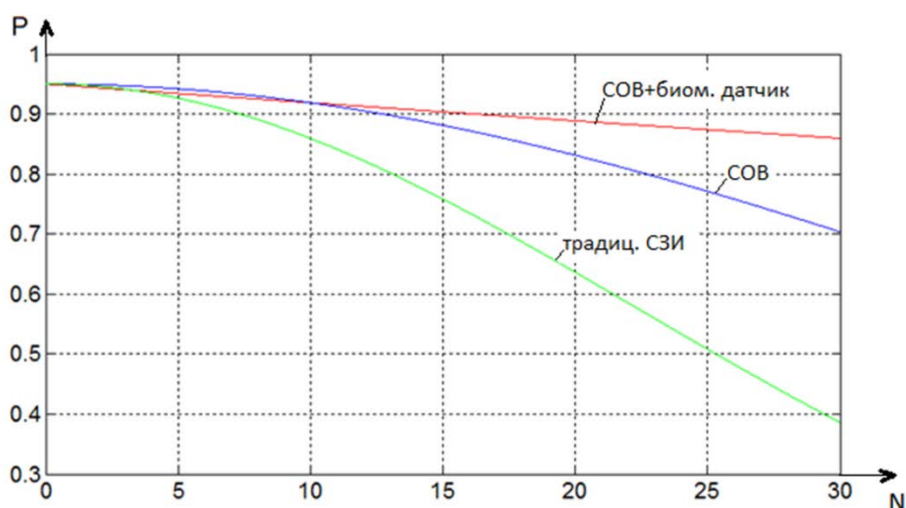


Рисунок 4 – Зависимость вероятности распознавания аномального поведения от количества инсайдерских атак

Заключение

В данной работе изложены результаты исследования проблемы построения системы автоматического обнаружения аномального поведения человека на основе видеоинформации в общем виде. Выполнен краткий обзор методов обнаружения аномального поведения человека и методов автоматического распознавания его эмоционального состояния, выделены общие принципы построения системы и предложен алгоритм решения частной задачи.

Предложенное решение основано на распознавании аномального поведения человека по его текущему эмоциональному состоянию и уровню напряженности. В качестве метода распознавания эмоций выбран метод, основанный на вычислении мимических признаков и из классификации с помощью персептронной нейронной сети.

Преимущество данного метода заключается в относительно высокой точности распознавания для определенного набора нормализованных изображений лица, и в вычислении уровня напряженности человека как источника дополнительной информации.

В качестве блока принятия решения выбран экспертный подход, предложена таблица экспертных значений на примере четырех классов аномального поведения. Приведенная оценка эффективности предложенного решения показывает целесообразность его использования в системах обнаружения вторжений.

В последующих работах предлагается использовать разновидность статистической и семантической моделей поведения и альтернативные методы принятия решения об аномальном поведении человека.

Список литературы

8. Хрулев А.А. Интегрированные автоматизированные системы безопасности для массовых мероприятий на основе биометрических технологий // Евразийский форум "Инфофорум-Евразия", 2010.
9. Спиридонов И.Н. Биометрические технологии идентификации личности и безопасность государства // Евразийский форум "Инфофорум-Евразия", 2010.
10. Спиридонов И.Н., Кашапова Л.Х. Определение эмоционального состояния по видеоизображению лица // Евразийский форум "Инфофорум-Евразия", 2012.
11. Tao Xiang, Shaogang Gong. Video Behavior Profiling for Anomaly Detection // Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on , vol.30, no.5, pp.893-908, 2008.
12. Ivanov Y.A., Bobick A.F. Recognition of multi-agent interaction in video surveillance // Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on , vol.1, no., pp.169-176 vol.1, 1999.
13. Jabri S., Duric Z., Wechsler H., Rosenfeld A. Detection and location of people in video images using adaptive fusion of color and edge information // Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on , vol.4, pp.627-630 vol.4, 2000.
14. Kiryati N., Raviv T.R., Ivanchenko Y., Rochel S. Real-time abnormal motion detection in surveillance video // Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on , pp.1-4, 2008.
15. Boiman O., Irani M. Detecting irregularities in images and in video // Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on , vol.1, pp.462-469, 2005.

16. Птицын Н.В. Встроенная видеоаналитика для детектирования и сопровождения объектов при помощи многомасштабных признаков. Режим доступа: <http://www.graphicon.ru/proceedings/2010/conference/RU/Se3/31.pdf> (дата обращения 18.02.2013)
17. Sikora T. The MPEG-7 visual standard for content description-an overview // Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on , vol.11, no.6, pp.696-702, 2001.
18. Nevatia R., Hobbs J., Bolles B. An Ontology for Video Event Representation // Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2004. CVPRW '04. Conference on, pp.119-119, 2004
19. Abdoli F., Kahani M. Ontology-based distributed intrusion detection system // Computer Conference, 2009. CSICC 2009. 14th International CSI , pp.65-70, 2009
20. Fasel B., Luetttin J. Automatic facial expression analysis: a survey// Pattern Recognition. 2003. vol.36, iss.1, pp.259-275, 2003.
21. Леонова А. Б., Медведев В. И. Функциональные состояния человека в трудовой деятельности. М.: [б.н.], 1981.
22. Климов С. М. Методы и модели противодействия компьютерным атакам. Люберцы: КАТАЛИТ, 2008. 306 с.
23. Sandbach G., Zafeiriou S., Pantic M., Yin L. Static and dynamic 3D facial expression recognition: A comprehensive survey // Image and Vision Computing, vol.30, iss.10, pp.683-697, 2012.
24. Кашапова Л.Х., Хрулев А.А., Спиридонов И.Н. Проектирование автоматизированной системы распознавания эмоционального состояния по мимике // Фотометрия и ее метрологическое обеспечение: Тез. докл. XVII РНТК. – М., 2008. – с. 262-264.
25. Karthigayan M., Rizon M., Nagarajan R., Yaacob S. Genetic Algorithm and Neural Network for Face Emotion Recognition // Affective Computing, 2008
26. Zhao Xingli, Zhang Hong, Xu Zhan. Expression recognition by extracting facial features of shapes and textures//Journal of Computational Information Systems. 8(8): 3377-3384, 2012
27. Azcarate A. , Hageloh F., Koen Van De S, Valenti R. Automatic facial emotion recognition // tech. rep., Universiteit Van Amsterdam, 2005.

28. Anderson K., McOwan Peter W. A real-time automated system for the recognition of human facial expressions // Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on , vol.36, no.1, pp.96-105, 2006.
29. Takiguchi T., Adachi J., Ariki Y. Video editing based on situation awareness from voice information and face emotion // In F. De Rango Ed., Digital video. Rijeka, Croatia: InTech, 2010.
30. Kwang-Eun Ko, Kwee-Bo Sim. Facial emotion recognition using a combining AAM with DBN // Control Automation and Systems (ICCAS), 2010 International Conference on, pp.1436-1439, 2010
31. Bashyal S., Venayagamoorthy G.K., Recognition of facial expressions using Gabor wavelets and learning vector quantization // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008
32. Shan C., Gong S., McOwan Peter W. Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study // Image and Vision Computing, v.27 n.6, pp.803-816, May, 2009
33. Fanelli G., Yao A., Noel Pierre-Luc, Gall J., Luc Van Gool. Hough Forest-based Facial Expression Recognition from Video Sequences // In Proceeding ECCV'10 Proceedings of the 11th European conference on Trends and Topics in Computer Vision, Vol. part 1, pp. 195-206, 2012.
34. Agrawal N., Cosgriff R., Mudur R. Mood Detection: Implementing a facial expression recognition system // Stanford University, 2010
35. Moore S., Bowden R. Local Binary Patterns for Multi-view Facial Expression Recognition // In Computer Vision and Image Understanding, 115(4), pp.541-558, April 2011.
36. Essa I.A., Pentland A.P. Facial expression recognition using a dynamic model and motion energy // Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on, pp.360-367, 1995
37. Cohen I., Garg A., Huang T.. Emotion recognition from facial expressions using multilevel HMM // In Neural Information Processing Systems, 2000
38. Dahmane M., Meunier J. Emotion recognition using dynamic grid-based HoG features // Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011 IEEE International Conference on, pp.884-888, 2011.

39. Tie Yun, Ling Guan. Human emotion recognition using a deformable 3D facial expression model // Circuits and Systems (ISCAS), 2012 IEEE International Symposium on, pp.1115-1118, 2012.
40. Yun Tie, Ling Guan. A Deformable 3-D Facial Expression Model for Dynamic Human Emotional State Recognition // Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, vol.23, no.1, pp.142-157, 2013.
41. Tsalakanidou F., Malassiotis Sotiris. Real-time 2D+3D facial action and expression recognition // Pattern Recognition, v.43 n.5, p.1763-1775, May, 2010.
42. Ekman P. Strong evidence for universals in facial expressions // Psychol. Bull., 115(2): 268–287, 1994.
43. Izard C.E. Innate and universal facial expressions: evidence from developmental and crosscultural research // Psychol. Bull., 115(2): 288–299, 1994.
44. Ekman P., Friesen W. V., Hager J. C. Facial Action Coding System Investigator's Guide. // Research Nexus, 2002
45. Немчин Т.А. Состояния нервно-психического напряжения. Л., Изд-во ЛГУ, 1983.
46. Марютина Т.М. Психофизиология эмоционально-потребностной сферы. Режим доступа: <http://www.ido.edu.ru/psychology/psychophysiology/> (дата обращения: 25.12.2009)
47. An open source Active Shape Model library. Режим доступа: <http://code.google.com/p/asmlib-opencv/> (дата обращения 18.02.2013)
48. Google Project Hosting Library of Active Shape Model. Режим доступа: <http://code.google.com/p/asmlibrary/> (дата обращения 18.02.2013)
49. Active Shape Models with Stasm. Режим доступа: <http://www.milbo.users.sonic.net/stasm/index.html> (дата обращения 18.02.2013)
50. Dirk-Jan Kroon, Active Shape Model (ASM) and Active Appearance Model (AAM). Режим доступа: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/26706-active-shape-model-asm-and-active-appearance-model-aam> (дата обращения 18.02.2013)
51. Хайкин Саймон. Нейронные сети. Полный курс. - М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
52. MMI Facial Expression Database. Режим доступа: <http://www.mmifacedb.com> (дата обращения 18.02.2013)
53. The Color FERET Database. Режим доступа: <http://face.nist.gov/colorferet> (дата обращения: 29.12.2009)