

## РАСПОЗНАВАНИЕ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ СУБЪЕКТОВ-ОПЕРАТОРОВ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ТЕРМОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦА С ПРИМЕНЕНИЕМ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

С. С. Жумажанова • А. Е. Сулавко • П. С. Ложников

**Аннотация.** Представлены результаты исследования системы мониторинга и контроля психофизиологического состояния субъектов-операторов. Предметом исследования являются нейросетевые и ансамблевые методы и алгоритмы идентификации психофизиологического состояния в системах поддержки принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов. Цель исследования — повысить эффективность принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов в эргатических системах на основе дистанционного мониторинга их состояния. Разработана архитектура системы распознавания психофизиологического состояния субъекта-оператора с использованием методов и алгоритмов интеллектуального анализа данных. Разработан метод распознавания объектов на цифровых изображениях в условиях шумов и помех. Разработан алгоритм идентификации психофизиологического состояния субъектов-операторов на основе нейробайесовского подхода к распознаванию образов. Разработан программно-аппаратный комплекс и методика идентификации психофизиологического состояния субъекта-оператора по данным термограмм лица.

**Ключевые слова:** психофизиологическое состояние; системы поддержки принятия решений; искусственные нейронные сети; термограммы лица.

### ВВЕДЕНИЕ

При переходе на автоматизированные системы контроля процессов и объектов, а также стремлении повысить выявляемость незначительных отклонений их параметров от нормально установленных потребовалось решить ряд новых задач. Одной из них является проблема обработки и распознавания объектов на цифровых изображениях в условиях шумов и помех. Знание этой информации – необходимое условие создания более совершенных технологий контроля и диагностики.

Потенциальным способом повышения эффективности распознавания объектов на цифровых изображениях является описание временных характеристик предъявляемых образов с использованием корреляционных функций и спектральных характеристик совместно с нейросетевыми методами принятия решений. Сверточные нейронные сети (СНС) надежно зарекомендовали себя в вопросах анализа данных различного типа, в том числе изображений, так как могут учитывать корреляционные связи между идентификационными признаками. Использование таких методов и алгоритмов позволит предоставлять информацию за приемлемый (максимально короткий) период времени, обеспечит инвариантность к смене условий сбора данных и внешней среды и максимально возможную точность идентификации объектов/образов.

С учетом того, что человек все еще занимает центральное место в процессе контроля и управления технологическими объектами и процессами, в проектировании пунктов управления (ПУ) используется подход «оператор вперед». Однако человек может являться первопричиной инцидентов. По результатам исследований Всемирной организации здравоохранения человеческий фактор является наиболее распространенным условием возникновения более 90 % случаев дорожно-транспортных происшествий, более 50 % инцидентов в информационных системах, более 65 % происшествий на морских судах и 85 % несчастных случаев

на производстве. Подобного рода аварии возникают вследствие пребывания субъекта в состоянии(ях) усталости, сонливости, алкогольного опьянения, стресса. Таким образом, субъект-оператор сам является объектом контроля [1], и важно своевременно идентифицировать его психофизиологическое состояние (ПФС). Оценить ПФС субъекта-оператора возможно с помощью анализа физиологических показателей [2, 3].

Практический потенциал физиологических показателей в прикладных условиях оценивают по степени их связи с конкретным состоянием, надежности, чувствительности, инвазивности и др. С этой точки зрения наиболее перспективной технологией является тепловидение. В связи с распространением коронавирусной инфекции COVID-19 тепловизионные системы стали массово внедряться на предприятиях различного профиля.

Комплексная система, являющаяся гибридом описанных методов и алгоритмов, работающих в режиме реального времени, может эффективно внедряться в состав систем интеллектуальной поддержки принятия решений (СППР) по управлению деятельностью субъектов-операторов. Цель СППР – снабжать системы более высокого уровня дополнительной информацией для принятия ими решений о допуске субъекта-оператора к выполнению своих профессиональных обязанностей в виде возможных альтернатив дальнейших действий субъекта-оператора [3].

Подобная иерархия в принятии решений позволит снизить количество аварий, таким образом сократив число жертв, сумму ущерба и прочие издержки организации или государства в целом. Такие подсистемы находят свое применение для оценки ПФС субъектов-операторов, управляющих энергетическими установками, АСУ ТП, транспортными средствами и иными сложными объектами, для которых необходимы специфические методы получения информации об их состоянии. Таким образом, задача мониторинга и идентификации текущего ПФС субъекта в СППР является актуальной.

#### **СТЕПЕНЬ РАЗРАБОТАННОСТИ ТЕМЫ И ОБСУЖДЕНИЕ ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ**

В ряде российских и зарубежных работ дается широкое представление о СППР по управлению деятельностью субъектов-операторов в сложных системах. Большой вклад внесли такие ученые, как В. Н. Ахметова [4], И. В. Петухов [5], George Rigas [6] и др.

Большинство СППР по управлению деятельностью субъектов-операторов опирается на оценку когнитивного, психического и психофизиологического состояния субъекта-оператора путем анализа ЭЭГ, ЭМГ, ERP, динамики изменения ширины зрачка, частоты сердечных сокращений и вариабельности сердечного ритма, артериального давления, проводимости кожи, термограмм. Исследования в данной области посвящены способам применения методов и алгоритмов обработки полученных физиологических образов и интерпретации их изменчивости для установления связи с текущим состоянием субъекта-оператора и степенью влияния на выполнение текущих профессиональных задач.

В определении практического потенциала физиологических показателей в процессе поддержки принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов играют следующие факторы: степень связи между показателем и изменениями состояний, временное разрешение, психометрическая надежность, простота сбора данных (например, время настройки), чувствительность к артефактам, степень инвазивности. С этой точки зрения, тепловидение является наиболее перспективной технологией. Среди алгоритмов поиска и оценки информативных признаков физиологических образов набирают популярность интеллектуальные алгоритмы на базе сверточных нейронных сетей.

Однако вопросы, связанные с разработкой методов обработки цифровых изображений и их применения в задачах распознавания ПФС субъекта-оператора, не решены окончательно. Данные методы и алгоритмы имеют место в интеллектуальной СППР по управлению деятельностью субъектов-операторов сложных объектов и систем, описанной в настоящей работе.

В соответствии с этим объектом данного исследования являются системы мониторинга и контроля психофизиологического состояния субъектов-операторов. Предметом исследования являются нейросетевые и ансамблевые методы и алгоритмы идентификации психофизиологического состояния в системах поддержки принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов. Цель исследования — повысить эффективность принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов в эргатических системах на основе дистанционного мониторинга их состояния. Задачи исследования:

1. Разработать архитектуру системы распознавания психофизиологического состояния субъекта-оператора с использованием методов и алгоритмов интеллектуального анализа данных.
2. Разработать метод распознавания объектов на цифровых изображениях в условиях шумов и помех.
3. Разработать алгоритм идентификации психофизиологического состояния субъектов-операторов на основе нейробайесовского подхода к распознаванию образов.
4. Разработать программно-аппаратный комплекс и методику идентификации психофизиологического состояния субъекта-оператора по данным термограмм лица.

#### **АНАЛИЗ ПРИНЦИПОВ ПРОЕКТИРОВАНИЯ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА В ПУНКТАХ УПРАВЛЕНИЯ ЭРАГАТИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ**

Выделены наиболее важные факторы, оказывающие влияние на работоспособность или когнитивное состояние субъекта-оператора. Выявлена необходимость внедрения подсистемы идентификации ПФС для повышения эффективности решений СППР за счет повышения точности идентификации ПФС и снижения времени на принятие решений.

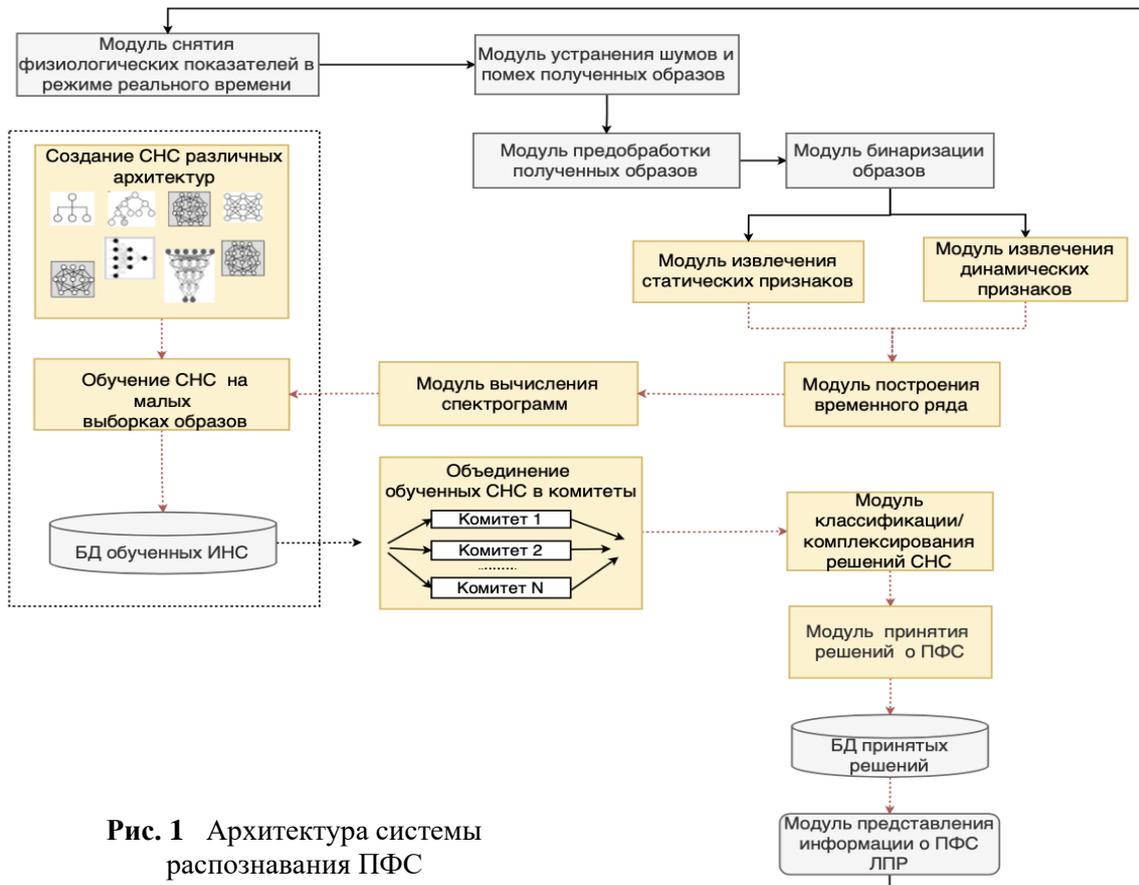
Рассмотрены основные физиологические показатели человека, выделены их достоинства и недостатки для задач распознавания ПФС. Проведен обзор методов и систем для идентификации ПФС. Наиболее перспективной технологией получения информации о ПФС субъекта-оператора является тепловидение, особое достоинство которой заключается в том, что она позволяет неинвазивно определять состояние субъекта-оператора в режиме реального времени, не нарушая при этом задачи, выполняемые им [7]. Рассмотрена актуальная проблема в данной области, связанная с обработкой и анализом цифровых изображений [8]. Описан механизм терморегуляции организма человека. Выявлено, что на деятельность и температуру тела человека оказывают существенное влияние следующие ПФС: алкогольное опьянение, сонливость, усталость, вызванная интенсивной физической нагрузкой, стресс [7, 9, 10]. Определены содержательные характеристики каждого состояния. Представлен обзор достигнутых результатов в области распознавания выделенных ПФС по термограммам, и выявлены ключевые недостатки известных методов. Определены цели и задачи исследований.

#### **БАЗОВАЯ АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ПФС И ЕЕ ИНТЕГРАЦИЯ В СППР**

Представлена предложенная в работе базовая архитектура системы распознавания ПФС (рисунок 1), описана ее интеграция в СППР для обеспечения безопасности функционирования предприятия с учетом человеческого фактора.

Точность распознавания зависит от эффективности процессов, происходящих в каждом блоке. Процесс извлечения признаков должен быть эффективным с точки зрения времени его выполнения и требуемой вычислительной мощности. На практике извлечение признаков выполняется двумя способами: вручную (мануально) и автоматически. Первый способ имеет свои ограничения, связанные с опытом, квалификацией и воображением эксперта, что влияет на результаты классификации образов. В последнее время методы глубокого обучения сыграли решающую роль в биометрических системах, в частности, из-за использования СНС. За счет внедрения СНС может быть развернута предварительно обученная нейронная сеть

(сети), которая может сократить время обучения и обработки данных при реализации этапов извлечения признаков и классификации. При этом важно рассмотреть характеристики полученных сигналов во временной и частотной областях, так как там также содержится большой объем информации, необходимой для распознавания образов.



**Рис. 1** Архитектура системы распознавания ПФС

Традиционные процедуры статистической классификации построены на байесовской теории принятия решений [11]. В задачах классификации нейронные сети обеспечивают прямую оценку апостериорных вероятностей, в том числе из-за того, что они являются универсальными аппроксиматорами и теоретически могут точно приближать любую функцию, но результат их работы зависит от заданных ограничений, самое существенное из которых связано с малым объемом обучающей выборки. В ходе аналитико-синтетического обзора выявлено, что комплексирование классификаторов, в частности, нейростатистический метод принятия решений, позволяет повысить вероятность распознавания образов. В предлагаемой архитектуре присутствуют новые структурные блоки и связи между блоками, повышающие эффективность системы, выраженную в точности (вероятности) распознавания ПФС субъекта-оператора. Представленная архитектура является основой системы интеллектуальной поддержки принятия решений по управлению деятельностью субъектов-операторов.

Предложен сценарий работы субъекта-оператора при внедрении данной СППР, реализующей распознавание текущего ПФС субъекта-оператора, что позволит подобрать оптимальный график работы в течение дня/ночи, так как распознавание проводится за короткий период времени (несколько секунд).

## ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНИМОСТИ АППАРАТА СНС ДЛЯ АНАЛИЗА И РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Промежуточный выход предварительно обученной сети является непосредственно вектором признаков, который будет использоваться в качестве входных данных в новом классификаторе. СНС извлекают более сложные и абстрактные признаки, одновременно устраняя шумы изображения. Преимущество этого подхода заключается в использовании гораздо меньшего количества обучающих образов, чем при обучении сети с нуля. Кроме того, сеть обучается гораздо быстрее.

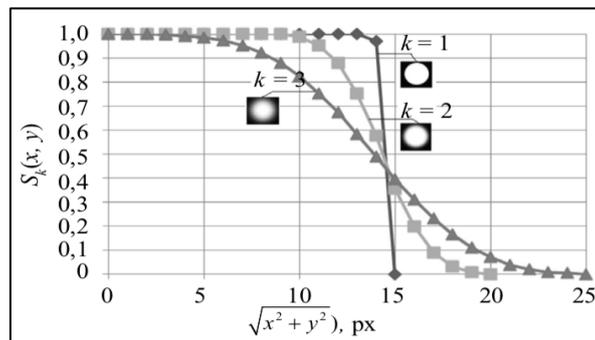
Были сформированы изображения осесимметричного дефекта (поры) на фоне помех (шума) [12]. Изображение такого дефекта характеризуется амплитудой, размером и формой. На базе сгенерированного изображения формировался видеопоток: с помощью различных параметров имитировались фоны и помехи. Таким образом, формировалось множество производных изображений, представляющих собой кадры видеопотока. Для генерации изображений использовались поля, описываемые корреляционной функцией:

$$R(x, y) = \sigma^2 \exp(-\rho \sqrt{x^2 + y^2}),$$

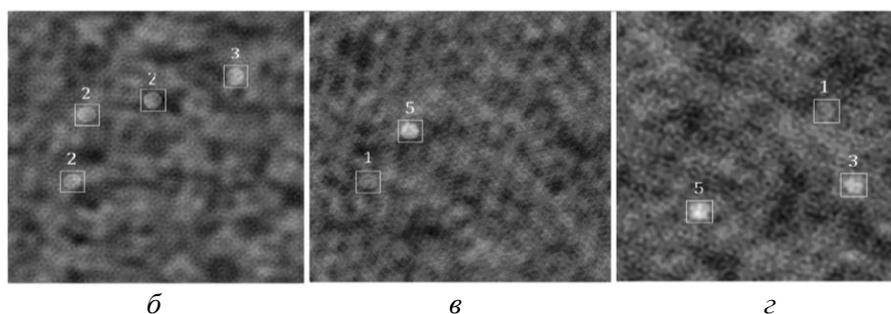
где  $\sigma^2$  — дисперсия флуктуаций поля. На каждое из них аддитивно накладывается изображение обнаруживаемого дефекта вида

$$\Delta U_k(x, y) = \Delta U_0 S_k(x, y).$$

Значения амплитуды  $\Delta U_0$  варьировались в пределах от  $\sigma$  до  $5\sigma$ . Функция формы обнаруживаемого сигнала  $S_1(x, y)$  — цилиндр радиусом  $\rho_c = 15$  px с радиусом корреляции фона  $\rho_k$ . Функции  $S_2(x, y)$  и  $S_3(x, y)$  получены перемножением  $S_1(x, y)$  с гауссоидальным импульсом и представлены на рисунке 2, а.



а



б

в

г

**Рис. 2** Изображения используемых функций формы  $S_k(x, y)$  и их сечений:

а — примеры тестовых изображений при  $(\rho_c/\rho_k) = 1$ ;

б —  $\Delta U_1(x, y)$ ; в —  $\Delta U_2(x, y)$ ; г —  $\Delta U_3(x, y)$ .

Местоположения сигналов выделены рамкой с указанием отношения сигнал/помеха

Данные на вход СНС подавались в виде исходных изображений дефектов на фоне помех, вектора признаков, извлеченных из данных изображений, а также спектрограмм вектора признаков. В качестве признаков рассматривались локальные признаки изображения, извлеченные с помощью алгоритма масштабно-инвариантной трансформации признаков (SIFT). Все полученные изображения поделены на два класса: изображения, содержащие дефект(ы), и изображения без дефектов.

Использование входных данных в виде изображений размерностью (1,240,320) и в виде векторов признаков не дало удовлетворительных результатов по скорости обучения и надежности распознавания на базе представленных СНС [13].

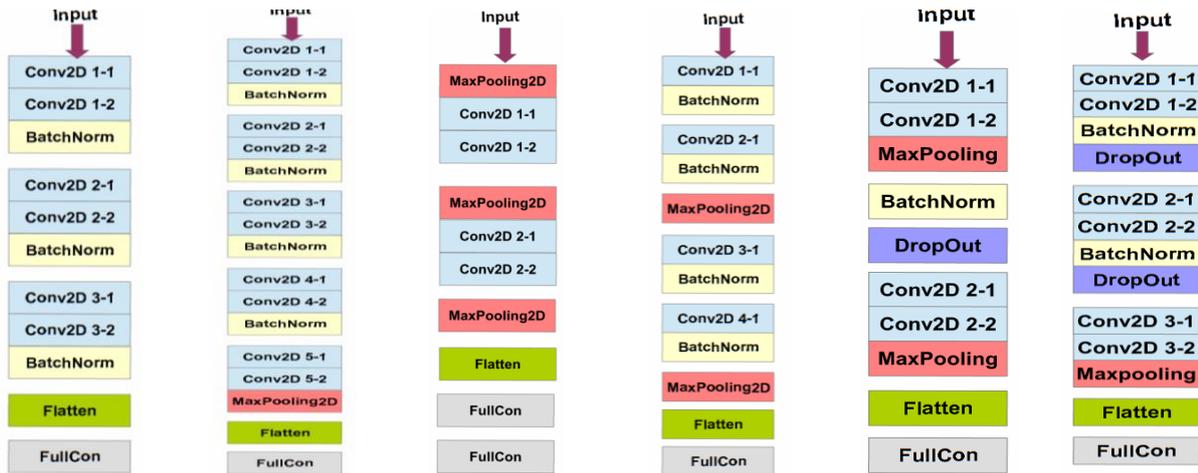


Рис. 3 Архитектуры используемых СНС

Таблица 1

Обозначения структурных блоков СНС

Обозначение	Название	Параметры
Input	Входной слой	Размерность входных данных
Conv2D	Сверточный слой	Кол-во фильтров, размерность страйда, функция активации, метод инициализации весов
MaxPooling2D	Пулинговый слой по максимуму	Размер пула, размерность страйда
Flatten	Слой выравнивания (выпрямления)	
FullCon	Полносвязный слой	Units (кол-во нейронов), activation (функция активации), метод инициализации весов
BatchNorm	Слой нормализации по мини-батчам	
DropOut	Слой субдискретизации	

На спектрограммах обучались не все возможные комбинации архитектур СНС, а часть – сначала устанавливались тип и размер (начиная с 16) окна, после изменялся шаг, начиная с 10, процесс останавливался в отсутствие существенного роста точности решений на валидационной выборке. Далее аналогично итерационно изменялся размер окна. Из апробированных комбинаций было выделено 30 архитектур, которые были протестированы с использованием тестовой выборки и показали наилучшие результаты, в том числе по сравнению с СНС, получающими на вход изображения и векторы признаков.

Для улучшения результатов СНС были объединены в комитеты. Данная идея основана на теореме Кондорсе: чем выше вероятность верного решения для каждой СНС в отдельности, тем выше вероятность верного решения комитета (при условии, что каждая сеть дает точность более 50 %). Важным также является степень коррелированности решений сетей: чем она

ниже, тем более выражен синергетический эффект от их объединения. Причем каждая архитектура в сочетании с определенным типом окон может входить в комитет неоднократно, так как при повторном обучении «с нуля» одной и той же архитектуры на тех же данных возникают две различные обученные сети (с разными весовыми коэффициентами). Решения этих сетей будут не полностью коррелированы. Такие сети названы дублерами. Объединение решений достигалось путем усреднения выходов сети, ассоциированных с уровнем схожести образа с определенным классом (изображения с дефектом/изображения без дефекта). Результаты показывают, что предложенный способ усреднения результатов решений дает более высокую точность распознавания.

Разработан метод идентификации осесимметричных дефектов на фоне помех на основе комитета обученных сверточных нейронных сетей и последовательного применения формулы гипотез Байеса (1). Алгоритм заключается в вычислении апостериорных вероятностей гипотез по формуле (1) за некоторое число шагов, равное количеству полученных кадров. Каждая гипотеза ассоциирована с определенным классом и комитетом нейронных сетей, отвечающих за распознавание соответствующего класса. На каждом шаге на вход алгоритма поступает образ (например, изображение из видеопотока), который преобразуется в вектор признаков. Далее из вектора вычисляется спектрограмма (с учетом выбранных типов окон), поступающая на вход соответствующим сверточным сетям.

$$P(H_i|A_j) = \frac{P(H_i|A_{j-1})P(A_j|H_i)}{\sum_{i=1}^n P(H_i|A_{j-1})P(A_j|H_i)}, \quad (1)$$

где  $P(H_i|A_j)$  – апостериорная вероятность  $i$ -й гипотезы, вычисленная на  $j$ -м шаге,  $P(A_j|H_i)$  – условная вероятность  $i$ -й гипотезы при поступлении  $j$ -го вектора признаков. На каждом шаге за априорную вероятность принимается апостериорная вероятность, вычисленная на предыдущем шаге. На первом шаге все гипотезы считаются равновероятными, т. е.  $P_0(H_i/A) = 1/n$ , где  $n$  — количество распознаваемых классов (в данном случае  $n = 2$ , т. е. имеем два комитета).

Условная вероятность  $i$ -й гипотезы вычисляется исходя из решений  $i$ -го комитета нейронных сетей. После применения функции активации SoftMax на выходе каждой сети получаем два функционально связанных значения на отрезке  $[0; 1]$  и берем то, которое обозначает уровень схожести с нужным классом. Далее соответствующие выходы сетей комитета усредняются, после чего усредненное значение принимается как условная вероятность. Данная процедура продолжается до тех пор, пока точность идентификации не достигнет приемлемого значения; для данной задачи этот уровень составляет 95 %.

Предложенный алгоритм позволяет значительно сократить временные затраты на обучение системы распознавания, а также снизить объем обучающей выборки в разы по сравнению с достигнутыми в мире результатами и возможностями современных вычислительных ресурсов, так как вместо глубокой нейронной сети с обратными связями нужно независимо обучать множество более мелких сетей, а роль обратной связи играет байесовский классификатор.

### ПРОТОКОЛ ПРОВЕДЕНИЯ НАТУРНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Протокол проведения натуральных экспериментов по приведению испытуемых в следующие состояния: «норма»; «алкогольное опьянение» (три стадии); «стресс»; «физическая нагрузка»; «сонливость». Разработан способ выделения 26 областей лица и шеи с учетом информации об их антропометрическом и анатомическом строении для получения информации о распределении температуры на данных участках [8, 14]. Предлагаемый метод применяется к изображению в инфракрасном (ИК) и видимом диапазонах и состоит из следующих этапов (рисунок 4):

1. Применение метода сегментации Оцу для выделения лица и шеи на ИК изображении.
2. Нахождение 68 антропометрических точек методом ААМ (активная модель внешнего вида) на изображении в видимом спектре.
3. Наложение полученного «трафарета» на термограмму лица, поиск крупных сосудов и скоплений небольших сосудов на остальных участках лица и шеи. С этой целью применяется

анизотропный диффузионный фильтр. Для выделения кровеносных сосудов на термографическом изображении применяется белая «top-hat» сегментация, которая усиливает яркие объекты на изображении.

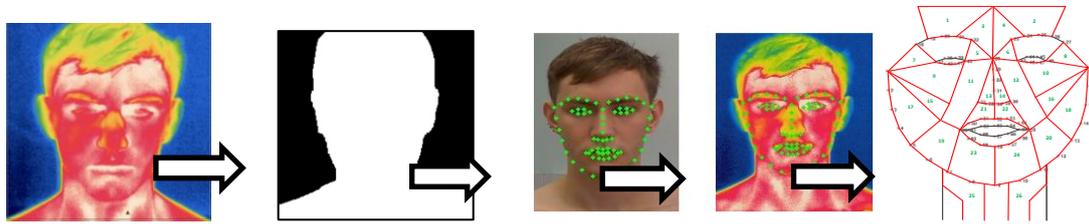


Рис. 4 Определение 26 областей лица и шеи на термограмме

Из выделенных 26 областей лица и шеи были извлечены 492 идентификационных признака:

- «локальные» – признаки, рассчитанные для каждой выделенной области лица в каждом кадре;
- «относительные» – признаки, рассчитанные как отношения двух и более областей в каждом кадре;
- «статические» – признаки, рассчитанные в каждом кадре, т. е. «локальные» и «относительные» признаки;
- «динамические» – признаки, рассчитанные между соседними кадрами для одноименных выделенных областей.

Была исследована возможность применимости аппарата СНС к задачам распознавания ПФС по термографическим изображениям. Каждая из сетей обучается отличать определенное ПФС от состояния «норма» по предъявленному термографическому образу.

На вход СНС термографические образы подавались в виде исходных термографических изображений, а также вектора признаков, извлеченных из термограмм, и спектрограмм вектора признаков (рисунок 5). Размерность термограмм равна разрешению изображения (240×320), соответственно, размерность входных данных для СНС в первом случае была равна 1, 240, 320. Значения пикселей предварительно нормировались на отрезке [0; 1].

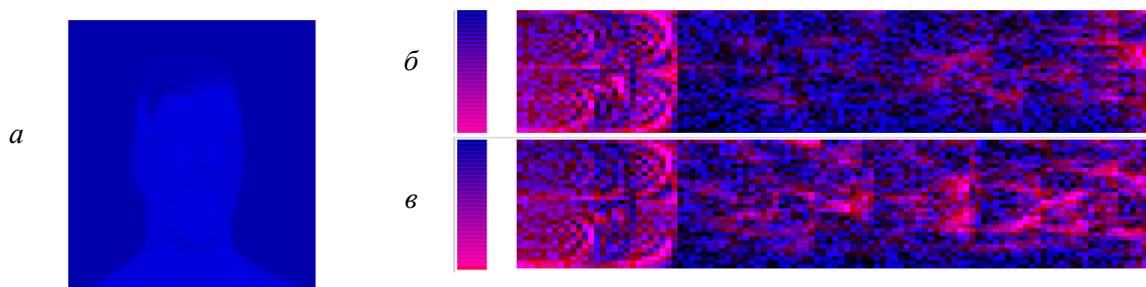


Рис. 5 Примеры входных данных:

*а* — термограмма, восстановленная из бинарного файла исходной термограммы для загрузки в модуль программы; *б* — спектрограмма с типом окна Гаусса, шагом отчета 4 и размером окна 64 в состоянии «Норма»; *в* — спектрограмма с типом окна Гаусса, шагом отчета 4 и размером окна 64 в состоянии «Стресс»

В случае использования в качестве входных данных вектора признаков размерность составляла 1, 1, 492 (применялись СНС с одномерными свертками, а также были апробированы полносвязные сети). Особенностью такого решения является использование пары термограмм из соседних кадров для вычисления динамических признаков (таблица 1).

При обучении и тестировании использовались объемы выборок, указанные в таблице 2. Использование входных данных в виде термограмм размерностью (1, 240, 320) и в виде векторов признаков для распознавания ПФС на базе представленных СНС не дало удовлетворительных результатов по точности распознавания.

Таблица 2

### Параметры обучения СНС

Объем обучающей выборки на класс	2010 (67×30)
Объем валидационной выборки на класс	68
Объем тестовой выборки на класс	420

Результаты (таблица 3), полученные для избранных конфигураций СНС, не отвечают требованиям, предъявляемым к таким системам.

Таблица 3

### Результаты по верификации ПФС

ПФС	Средняя точность распознавания ПФС	Максимальное значение точности распознавания ПФС	Минимальное значение распознавания ПФС
«Норма»	0,59	0,64	0,56
«Первая стадия алкогольного опьянения»	0,6	0,66	0,54
«Вторая стадия алкогольного опьянения»	0,63	0,69	0,58
«Третья стадия алкогольного опьянения»	0,68	0,72	0,57
«Стресс»	0,85	0,94	0,79
«Физическая усталость»	0,7	0,74	0,65
«Сонливость»	0,58	0,62	0,55

Рассчитана точность распознавания каждого ПФС в отдельности в зависимости от того, сколько дублеров каждой сети вошло в комитет (рисунок 6). Наилучшие результаты получены при распознавании состояния «Стресс».

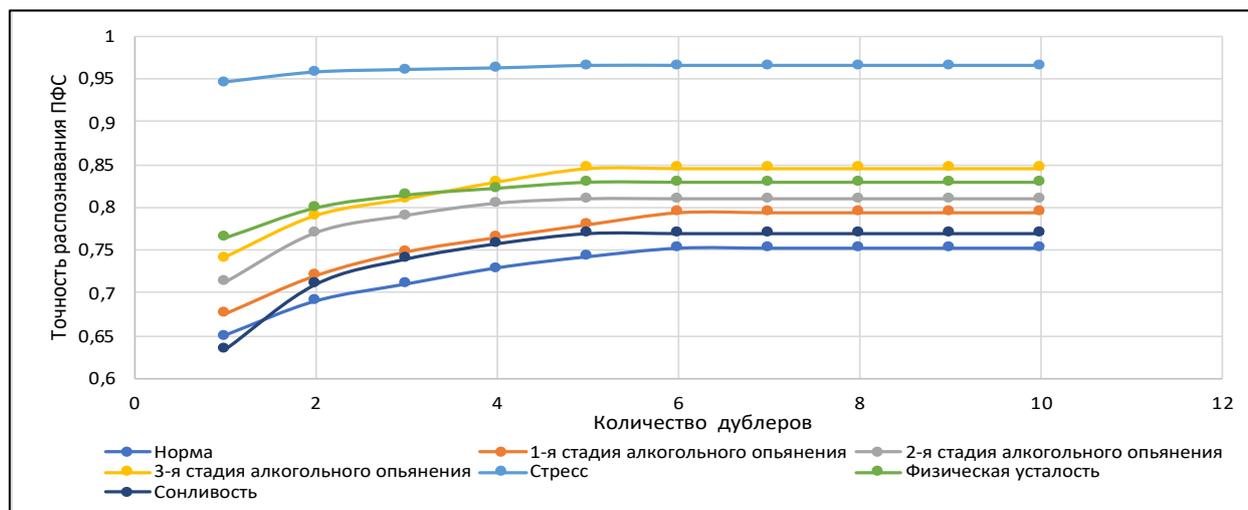
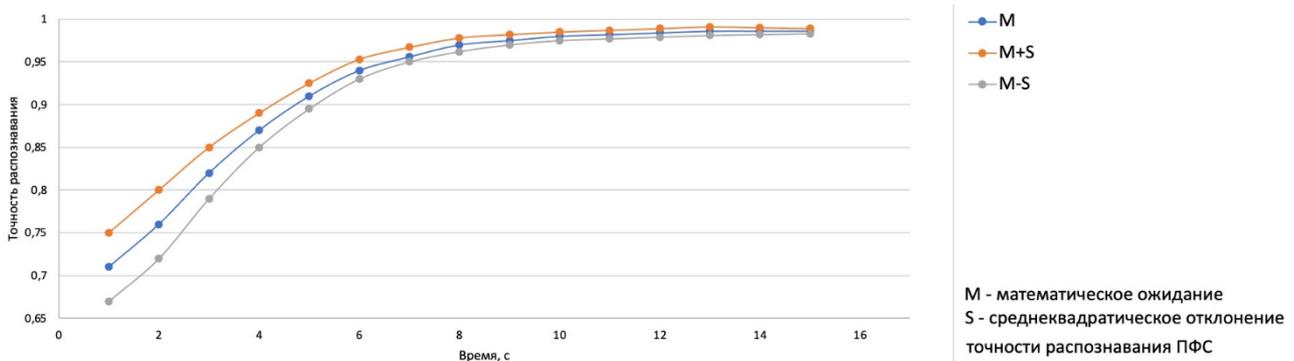


Рис. 6 Результаты верификации ПФС при объединении СНС в ансамбли

Предложенный метод комплексирования был использован при создании алгоритма идентификации ПФС на базе комитета обученных сверточных нейронных сетей и последовательного применения формулы гипотез Байеса (1). Число шагов в данном случае равно количеству кадров, отснятых тепловизором. Каждая гипотеза ассоциирована с определенным ПФС и комитетом нейронных сетей, отвечающих за распознавание соответствующего ПФС. Отметим, что для распознавания состояния «норма» обучен отдельный комитет сетей с использованием термограмм, соответствующих этому состоянию (первый класс), и термограмм, соответствующих всем остальным состояниям (второй класс объединяет все измененные ПФС). На каждом шаге на вход алгоритма поступает пара термограмм (соседние кадры), которые по оригинальной методике преобразуются в вектор 492 признаков. Далее из вектора вычисляется спектрограмма (с учетом выбранных типов окон), каждая из которых поступает на вход соответствующим сверточным сетям.

Проведена серия вычислительных экспериментов для оценки точности данного алгоритма в задачах распознавания ПФС. Процедура идентификации продолжалась, пока не была получена приемлемая точность идентификации ПФС, которая в среднем составила 97,2 % (при достоверности 0,99 и доверительном интервале 0,01) при времени мониторинга 10 секунд (рисунок 7). Полученный результат превосходит достигнутые ранее (таблица 4).



**Рис. 7** Точность идентификации ПФС в зависимости от длительности мониторинга субъекта

Таблица 4

#### Обзор последних работ по распознаванию ПФС и сравнение результатов

Автор (год)	ПФС	Кол-во испытуемых	Точность, методы
Koukiou (2017)	алкоголь	41	ИНС, 87 %
Hermosilla (2018)	алкоголь	8	Байесовский классификатор на основе моделей гауссовой смеси, 87 %
Neagoe (2017)	алкоголь	10	Машина опорных векторов, 97,5 %
Koukiou (2018)	алкоголь	41	73–85 %
Kiashari (2018)	сонливость	12	95 %
Hu (2018)	сонливость	12	81,3-95%
Lopez (2017)	физ. нагрузка	19	80 %, СНС (Alexnet и VGG)
Sharma (2014)	стресс	35	86 %, машина опорных векторов
Cho (2017)	стресс	8	84,59 %, СНС
Engert (2014)	стресс	15	56%, многомерный анализ паттернов (МРА)
Настоящая работа	7 ПФС (3 стадии опьянения)	84	97,2 %, ансамбли СНС + Байесовский классификатор

При каждом вычислительном эксперименте набор данных делился на обучающую и тестовую выборку случайным образом. Это было необходимо для подтверждения репрезентативности полученной выборки термографических изображений субъектов и устойчивости разработанного метода к индивидуальным особенностям субъектов, не связанным с состоянием

здоровья (полу, расовой принадлежности и иных личностных вариаций, лежащих в рамках исходных ограничений).

Схемы, иллюстрирующие алгоритм идентификации ПФС и методику распознавания ПФС в режиме реального времени на базе предложенных методов и алгоритмов, представлены на рисунках 8 и 9.

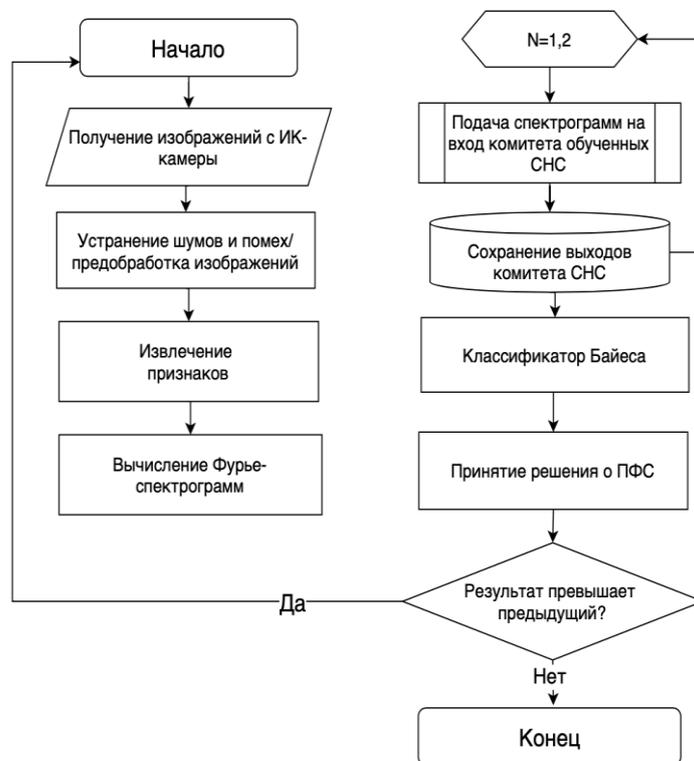


Рис. 8 Блок-схема алгоритма идентификации ПФС

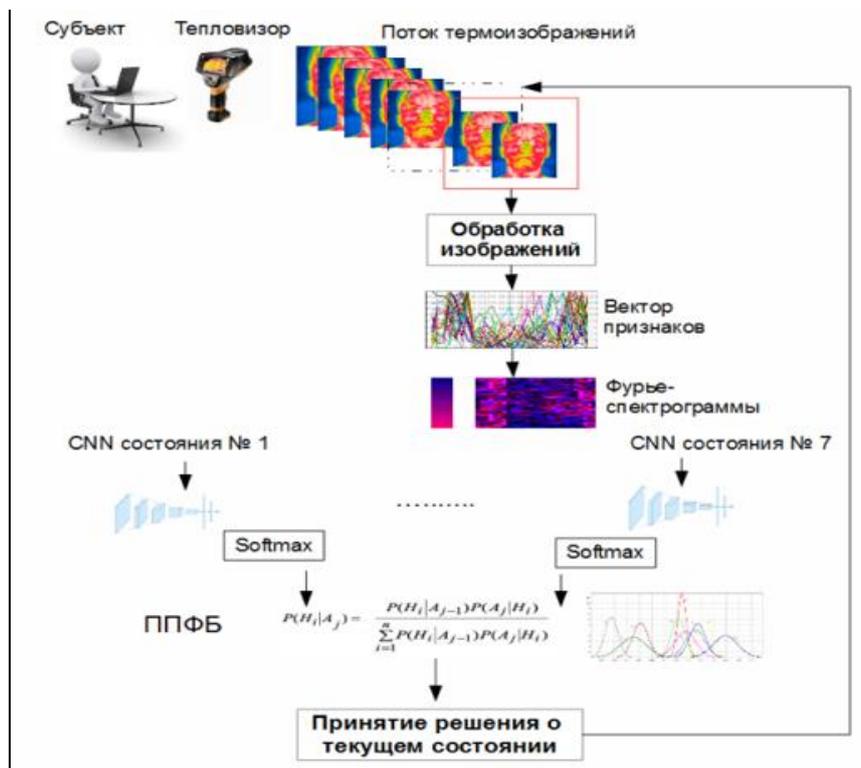


Рис. 9 Схема методики идентификации ПФС в режиме реального времени

Разработанные программные модули, реализующие предложенные схему, методы и алгоритм идентификации на языках программирования Python, C#, Matlab (рисунок 10), могут быть использованы в составе программного обеспечения заинтересованных организаций.

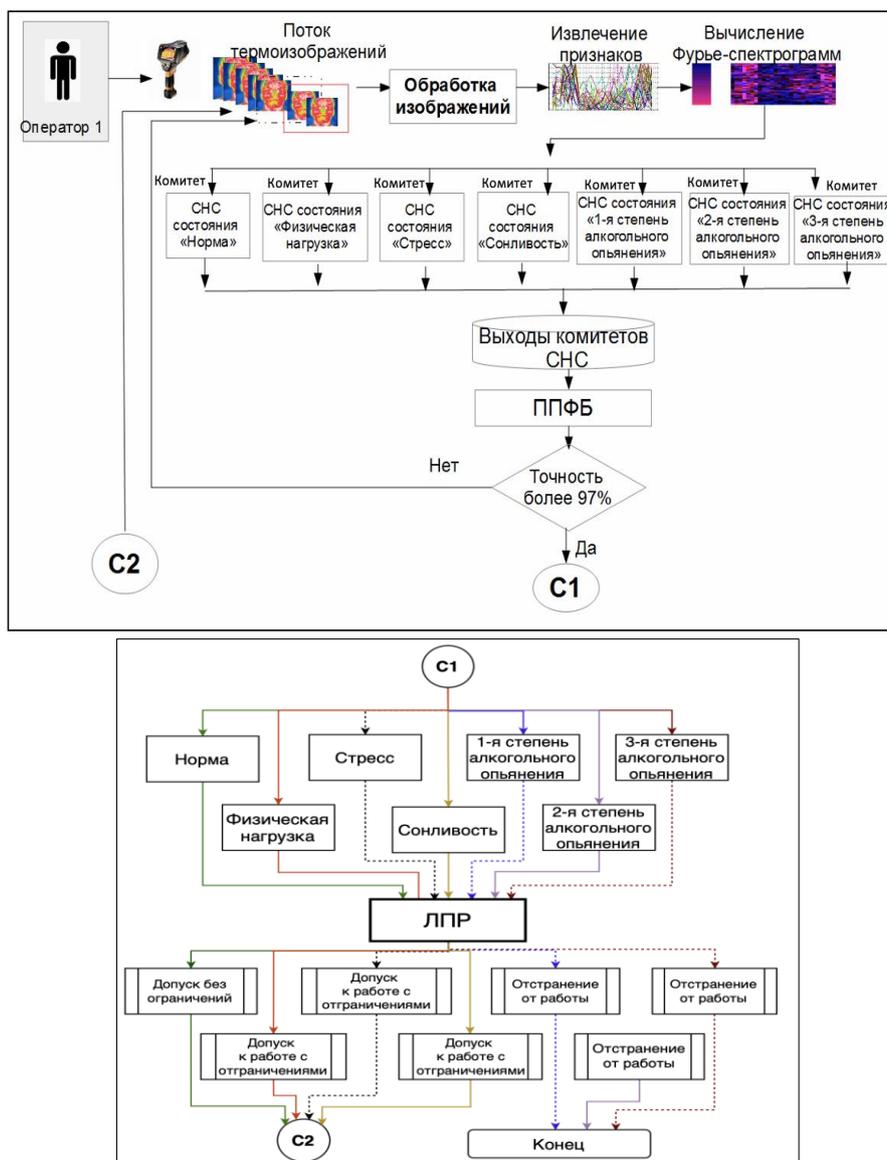


Рис. 10 Схема СППР по управлению деятельностью субъектов-операторов с учетом заданных ограничений

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проанализированы современные методы и алгоритмы распознавания ПФС и выявлены их недостатки. На основании результатов анализа была разработана архитектура системы поддержки принятия решений, реализующей распознавание ПФС субъекта-оператора, основанное на методах и алгоритмах интеллектуального анализа данных. Архитектура такой системы отличается тем, что в ней присутствуют блоки и связи, повышающие эффективность распознавания ПФС: модули извлечения признаков и комплексирования принятия решений СНС.

Проведены эксперименты по сравнению возможностей зрительной системы человека и компьютерной системы в задачах распознавания ОСД на фоне шумов и помех. Обнаружено, что при различных параметрах генерации ОСД и фона зрительная система человека уступает системе компьютерного зрения. Для повышения результатов обнаружения был разработан метод распознавания объектов на фоне шумов и помех на базе СНС. СНС с пятью различными

архитектурами были объединены в комитеты, при этом каждая архитектура входила в комитет (дублировалась) неоднократно. Вычислительный эксперимент показал, что подобное усреднение решений комитета СНС позволяет достичь более высокие результаты распознавания при достижении определенного числа дублеров: дальнейшее увеличение числа дублеров не дает значительного повышения эффективности метода.

Предложен нейробайесовский алгоритм распознавания ОСД на фоне шумов и помех. Данный алгоритм включает в себя процедуру усреднения решений комитетов обученных сверточных нейронных сетей и их объединение с помощью формулы гипотез Байеса, в результате чего делается вывод о принадлежности образа классу. Был проведен вычислительный эксперимент для оценки точности данного алгоритма. Предложенный алгоритм позволяет значительно сократить временные затраты на обучение системы распознавания, а также снизить объем обучающей выборки в разы, так как вместо глубокой нейронной сети с обратными связями нужно независимо обучать множество более мелких сетей, а роль обратной связи играет Байесовский классификатор. Была выявлена положительная динамика при использовании данного алгоритма в задачах распознавания ПФС по термограммам лица и шеи субъекта-оператора, выраженная в увеличении вероятности идентификации ПФС.

На базе предложенных алгоритма и метода разработана методика идентификации ПФС субъектов-операторов по термограммам лица и шеи, реализованная в виде программно-аппаратного комплекса, который состоит из четырех модулей: предобработки термограмм, извлечения признаков, вычисления спектрограмм, проектирования и тестирования СНС, реализации нейробайесовского алгоритма идентификации ПФС. Методика в составе СППР предоставляет системам более высокого уровня принятия решений дополнительную информацию о ПФС с приемлемой точностью (более 97 %) за максимально приемлемый промежуток времени (10 секунд), необходимый для принятия решений о допуске/недопуске субъекта-оператора к выполнению трудовых обязанностей.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Идентификационный потенциал пользователей компьютерных систем в процессе их профессиональной деятельности / Б. Н. Епифанцев, А. Е. Сулавко, А. С. Ковальчук, С. С. Жумажанова, Н. Н. Нигрей, Р. В. Борисов / М-во обр. и науки Российской Федерации, Сибирский гос. авт.-дор. ун-т. Омск: Из-во СиБАДИ, 2017. [[ B. N. Epifantsev, A. E. Sulavko, A. S. Kovalchuk, S. S. Zhumazhanova, N. N. Nigrei, R. V. Borisov, "Identification potential capacity of computer systems users in the process of their professional activity". Ministry of Education and Science of the Russian Federation, Siberian State Automobile and Highway University, Omsk: SibADI, 2017. (In Russian). ]]
2. Распознавание психофизиологических состояний пользователей на основе скрытого мониторинга действий в компьютерных системах / В. И. Васильев, А. Е. Сулавко, Р. В. Борисов, С. С. Жумажанова // Искусственный интеллект и принятие решений. 2017. № 3. С. 21–37. [[ V. I. Vasiliev, A. E. Sulavko, R. V. Borisov, S. S. Zhumazhanova, "Recognition of psychophysiological states of users based on covert monitoring of actions in computer systems". Artificial Intelligence and Decision Making, 2017, no. 3, pp. 21-37. (In Russian). ]]
3. Сулавко А. Е., Жумажанова С. С., Семенова З. В., Ковальчук А. С., Борисов Р. В. Комплексная система распознавания водителей транспортных средств и их психофизиологического состояния по динамическим биометрическим признакам // Автоматизация. Современные технологии. 2017. Т. 71. № 8. С. 373–380. [[ A. E. Sulavko, S. S. Zhumazhanova, Z. V. Semyonova, A. S. Kovalchuk, R. V. Borisov, "Complex system for vehicles drivers recognition and their psychophysiological state by dynamic biometric characteristics". Automation. Modern Technologies, 2017, Vol. 71, no. 8, pp. 373-380. (In Russian). ]]
4. Ахметова В. Н., Булыгина О. В. Применение системы поддержки принятия решений при диспетчеризации трубопроводного транспорта // Российское предпринимательство. 2016. Т. 17, № 22. С. 3283–3292. doi: 10.18334/rp.17.22.37019. [[ Akhmetova V. N. & Bulygina O. V. "The use of a decision support system for pipeline transportation dispatching control". Rossiyskoe Predprinimatelstvo, 2016, Vol. 17, no. 22, pp. 3283-3292. doi: 10.18334/rp.17.22.37019. (In Russian). ]]
5. Петухов И. В., Власов А. А., Курасов П. А. Формирование комплекса данных для СППР оценки профессиональной пригодности операторов эргатических систем // Научное обозрение. Технические науки. 2014. № 2. С. 105–105. [[ I. V. Petukhov, A. A. Vlasov, P. A. Kurasov, "Formation of data complex for decision support system of the assessment of professional suitability of ergatic systems operators". Scientific Review. Technical Science, 2014, no. 2, pp. 105-105. (In Russian). ]]
6. G. Rigas, T. Koutlas, C. D. Katsis, P. Bougia, and D. I. Fotiadis, "An intelligent decision support system for driver assistance based on vehicle, driver and road environment monitoring". In: 7th European Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, 2008.

7. Zhumazhanova S. S. "The problem of biometric identification of a subject and subject's changed state: perspectives of new features application in analysis of face and neck thermograms". In: International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM): Conference Proceeding (Erlagol, 29 June – 3 July 2018). Novosibirsk: Novosibirsk State Technical University, 2018. DOI: 10.1109/EDM.2018.8434960. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8434960> (date accessed: 10.12.2020).

8. Жумажанова С. С., Лукин Д. В., Белгородцев А. А. Разработка методики выделения участков лица и шеи на термограммах и изображениях в видимом спектре для последующего анализа в целях выявления психофизиологического состояния субъекта (обзор) // Вопросы защиты информации – научно-практический журнал. 2018. № 4 (123). С. 24–35. [[ S. S. Zhumazhanova, D. V. Lukin, A. A. Belgorodtsev, "Development of a technique for a subject's face and neck areas detection in infrared and visible images to analyze and identify the subject's psychophysiological state (review)". Information Security Questions, 2018, no. 4 (123), pp. 24–35. (In Russian). ]]

9. Жумажанова С. С., Сулавко А. Е., Лукин Д. В. Анализ термограмм лица и шеи для распознавания состояния сонливости пользователей на основе классификатора Байеса // Вопросы защиты информации — научно-практический журнал. 2020. № 2 (129). С. 24–30. [[ S. S. Zhumazhanova, A. E. Sulavko, D. V. Lukin, "Analysis of face and neck thermograms for users' drowsiness recognition based on the Bayesian classifier". Information Security Questions, 2020, no. 2 (129), pp. 24–30. (In Russian). ]]

10. S. S. Zhumazhanova, V. A. Pasenchuk, D. V. Lukin, D. D. Vishnyakov, A. A. Belgorodtsev, "Informativeness assessment of the thermal pattern features of the face and neck region in the tasks of recognition of the subjects changed state". In: International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM): Conference Proceeding (Erlagol, 29 June – 3 July 2019). Novosibirsk: Novosibirsk State Technical University, 2019. DOI: 10.1109/EDM.2019.8823524. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8823524> (date accessed: 10.12.2020).

11. S. S. Zhumazhanova, A. E. Sulavko, D. B. Ponomarev, V. A. Pasenchuk, "Statistical approach for subject's state identification by face and neck thermograms with small training sample". In: IFAC-PapersOnLine, vol. 52, issue 25, 2019, pp. 46–51. DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.12.444. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896319323523> (date accessed: 10.12.2020).

12. Епифанцев Б. Н., Жумажанова С. С. О влиянии формы осесимметричного дефекта на его обнаружение на фоне помех // Дефектоскопия. 2017. № 1. С. 57–65. [[ B. N. Epifantsev, S. S. Zhumazhanova, "On the effect of the shape of a flaw on its detectability against noise background". Russian Journal of Nondestructive Testing, 2017, Vol. 53, no. 1, pp. 62–70. (In Russian). ]]

13. S. S. Zhumazhanova, A. E. Sulavko, P. S. Lozhnikov, "Neurobayesian algorithm for subject's psychophysiological state identification". In: Proceedings of the 2021 15th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronic Instrument Engineering, APEIE 2021, 2021, pp. 380–383.

14. Ложников П. С., Сулавко А. Е., Жумажанова С. С. Методы распознавания человека по особенностям лица (обзор) // Вопросы защиты информации – научно-практический журнал. 2017. № 4 (119). С. 32–43. [[ P. S. Lozhnikov, A. E. Sulavko, S. S. Zhumazhanova, "Methods for recognizing a person by their facial features (review)". Information Security Questions, 2017, no. 4 (119), pp. 32–43. (In Russian). ]]

*Поступила в редакцию 12 июля 2023 г.*

#### МЕТАДАННЫЕ / METADATA

**Title:** Recognition of the psychophysiological state of subject-operators based on the analysis of thermographic images of the face using convolutional neural networks.

**Abstract:** The results of the study of the system of monitoring and control of the psychophysiological state of subjects-operators are presented. The subject of the study is neural network and ensemble methods and algorithms for identifying the psychophysiological state in decision support systems for managing the activities of subjects-operators. The purpose of the study is to improve the efficiency of decision-making on the management of the activities of subjects-operators in ergatic systems based on remote monitoring of their state. The architecture of the system for recognizing the psychophysiological state of the subject-operator was developed using methods and algorithms of data mining. A method for recognizing objects in digital images under conditions of noise and interference has been developed. An algorithm for identifying the psychophysiological state of subjects-operators based on the neuro-Bayesian approach to pattern recognition has been developed. A hardware-software complex and a method for identifying the psychophysiological state of a subject-operator according to facial thermograms have been developed.

**Key words:** psychophysiological state; decision support systems; artificial neural networks; face thermograms.

**Язык статьи / Language:** русский / Russian.

**Об авторах / About the authors:****ЖУМАЖАНОВА Самал Сагидуллоевна**

ФГБОУ ВО «Омский государственный технический университет»,  
Россия.

Ст. преп. каф. комплексной защиты информации. Дипл. преподаватель (Омск. гос. техн. ун-т, 2020). Канд. техн. наук (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т, 2021). Иссл. в обл. дист. распознавания психофизиологич. состояния, биометрии.

E-mail: samal\_shumashanova@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6785-5201>

URL: [http://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=876619](http://elibrary.ru/author_profile.asp?id=876619)

**СУЛАВКО Алексей Евгеньевич**

ФГБОУ ВО «Омский государственный технический университет»,  
Россия.

Доц. каф. комплексной защиты информации. Канд. техн. наук (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т, 2014). Иссл. в обл. биометрической идентификации, информационных систем, искусственных нейронных сетей.

E-mail: sulavich@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9029-8028>

URL: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?authorid=660485](https://elibrary.ru/author_profile.asp?authorid=660485)

**ЛОЖНИКОВ Павел Сергеевич**

ФГБОУ ВО «Омский государственный технический университет»,  
Россия.

Зав. каф. комплексной защиты информации. Дипл. инж. по автоматиз. системам обработки инф. и управления (Омск. гос. техн. ун-т, 2000). Д-р техн. наук по методам и системам защиты инф., информ. безопасности (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т, 2019). Иссл. в обл. биометрии, защиты информации, информационных систем.

E-mail: lozhnikov@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7878-1976>

URL: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?authorid=660485](https://elibrary.ru/author_profile.asp?authorid=660485)

**ZHUMAZHANOVA Samal Sagidulloevna**

Omsk State Technical University,  
Russia.

Senior Lecturer, Dept. of Integrated Information Security. Dipl. of lecturer-researcher (Omsk State Techn. Univ., 2020). Cand. Techn. Sciences (Ufa State Aviat. Techn. Univ., 2021). Research in remote recognition of the psychophysiological state, biometry.

E-mail: samal\_shumashanova@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6785-5201>

URL: [http://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=876619](http://elibrary.ru/author_profile.asp?id=876619)

**SULAVKO Aleksey Evgenievich**

Omsk State Technical University,  
Russia.

Assoc. Prof., Dept. of Integrated Information Security. Cand. Techn. Science (Ufa State Aviat. Techn. Univ., 2014). Research in biometric identification, information systems, artificial neural networks.

E-mail: sulavich@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9029-8028>

URL: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?authorid=660485](https://elibrary.ru/author_profile.asp?authorid=660485)

**LOZHNIKOV Pavel Sergeevich**

Omsk State Technical University,  
Russia.

Head of the Dept. of Integrated Information Security. Diploma of engineer in automated systems of information processing and control (Omsk State Technical University, 2000). Dr. Tech. Sciences in the methods and systems of information security (Ufa State Aviat. Techn. Univ., 2019). Research in biometry, information security, information systems.

E-mail: lozhnikov@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7878-1976>

URL: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?authorid=660485](https://elibrary.ru/author_profile.asp?authorid=660485)