

УДК 004.896:331.452:665.6

**А.Б. Уали<sup>1\*</sup>, А.С. Наукенова<sup>1</sup>, О.Н. Корсун<sup>2</sup>, А.К. Тулекбаева<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>постдокторант, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан

<sup>1</sup>к.т.н., ассоц. проф., Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан

<sup>2</sup>д.т.н., профессор, Московский физико-технический университет, Москва, Россия

<sup>1</sup>к.т.н., доцент, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан

\*Автор для корреспонденции: [almas\\_1994@mail.ru](mailto:almas_1994@mail.ru)

## **ИССЛЕДОВАНИЯ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ОПЕРАТОРОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ УСТАНОВОК НЕФТЕПЕРЕГОННЫХ ПРОИЗВОДСТВ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОЛОГИИ ГЛУБОКИХ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

### **Аннотация**

Совершенствование технической и технологической составляющих таких производств через автоматизацию производственных процессов, снижения доли ручного труда при выполнении операторами рабочих функций, внедрения цифровых технологий для сбора и обработки большого объема информации с одной стороны повышает производительность труда, с другой увеличивает профессиональные риски для здоровья персонала из-за возрастания напряженности труда, обусловленной психологическими и физиологическими напряжениями для работника, которые в виде хронической усталости, постоянного тревожного и стрессового состояния повышают риски возникновения, так называемого «человеческого фактора», являющегося причиной производственного травматизма и несчастных случаев на производстве. Для оценивания функционального состояния оператора производственных установок при выполнении ими своих трудовых функций, рассмотрен подход с использованием метода регистрации биометрических данных с помощью глубоких сверточных нейронных сетей на основе анализа характеристик распознавания эмоций по изображению лица для обнаружения фактов потери концентрации внимания. В статье представлены результаты исследований по применению глубоких сверточных нейронных сетей для оценки эмоционального состояния операторов технологических установок нефтеперерабатывающих производств на рабочем месте.

**Ключевые слова:** оператор технологических установок, психоэмоциональные факторы, сверточные нейронные сети, классы эмоций, распознавание, фотопоток, работоспособность.

### **Введение**

Современный уровень условий труда на нефтеперегонных заводах характеризуется совершенствованием технологий и техники, что создает реальные предпосылки коренного оздоровления условий труда и окружающей среды, в тоже время сохраняется высокая доля ручного труда, воздействие производственного шума, вибрации, нефти и ее компонентов, неблагоприятного микроклимата, физическое и нервно-эмоциональное напряжение, а также социально-экономических условий жизни на здоровье рабочего персонала. Наличие комплекса вредных производственных факторов приводит к развитию у операторов профессиональных, производственно-обусловленных заболеваний. Вредные факторы трудового процесса не только являются основой формирования профессиональной патологии, но и способны запускать патогенетические механизмы развития и прогрессирования общих заболеваний[1,2].

Анализ публикаций по исследованиям, касающихся оценивания состояния работников в производственных условиях показал[3,4,5], что для профессий, 50% рабочего времени которых, занимает наблюдение за технологическим процессом, посредством автоматизированных систем управления требуется повышенная концентрация внимания, напряжение зрения и слуха, что требует более детального изучения этих вопросов для

оценки уровня риска здоровью рабочего персонала нефтеперегонных производств – операторов технологических установок для разработки предупреждающих мероприятий[6].

Результаты проведенных в рамках диссертационного исследования опросов операторов технологических установок ТОО «ПКОП» показал, что 85- 90 % респондентов указали на возросшую степень напряженности их труда, что отражается на повышении нагрузки на центральную нервную систему, зрительные органы чувств и психоэмоциональное самочувствие[7].

К основным факторам, влияющим на повышение напряженности труда операторов цеха изомеризации, отнесены:

-контроль в течении 12 часовой смены за технологическим процессом, проводимый за монитором компьютеров в операторской, что отражается на увеличении нагрузок на зрительные и слуховые органы, интеллектуальные и эргонометрические показатели, и являющиеся источниками стрессов, нервного и физического истощения.

-необходимость постоянной готовности к возможности на опасном производственном объекте рисков возникновения аварийной и чрезвычайной ситуации, взрывопожарной опасности, что являются источниками постоянного стресса, которые могут приводить к психическим и психосоматическим заболеваниям, производственным конфликтам.

Для оценивания функционального состояния оператора производственных установок нефтеперегонного производства при выполнении ими своих трудовых функций, рассмотрен подход с использованием метода регистрации биометрических данных с помощью глубоких сверточных нейронных сетей на основе анализа характеристик распознавания эмоций по изображению лица для обнаружения фактов потери концентрации внимания[8]. При этом для более достоверного определения эмоций используются последовательности изображений, а не один статичный кадр.

Изучением эмоций и их проявлений, ученые занимаются достаточно давно. Ведь эмоции являются неизбежной частью любой коммуникации, а так же выражают состояние человека. Вместе с тем в последнее время потребность в выявлении человеческих эмоций еще более возросла. В первую очередь, это связано с расширением сферы применения задачи распознавания эмоций..

В настоящее время такие исследования проводятся в рамках оценивания состояния авиационных пилотов, для систем распознавания лиц, биомедицинских исследований, связанных с изучением признаков начала заболеваний психологического характера, снижения и потерей памяти[9,10].

В настоящее время глубокие сверточные нейронные сети считаются наиболее перспективными для задач распознавания образов. Особенность методики глубокого обучения состоит в том, что она поэтапно, послойно конструирует все более сложные представления и учитывает их взаимодействие, благодаря чему каждый слой обновляется в соответствии с потребностями как предыдущего, так и последующего слоев.

Эмоция – это особый вид психических процессов средней продолжительности, отражающий субъективное оценочное отношение к существующим или возможным ситуациям и объективному миру. Несмотря на индивидуальные и культурные различия между людьми, существуют общие, генетически обусловленные парадигмы того, как именно наши эмоции выражаются в виде сокращений совершенно определенных ансамблей мышц лица: лба, бровей, век, щек, губ, подбородка [9].

Этапы автоматического распознавания эмоций:

- 1) регистрация изображения в реальном времени путем захвата видеопотока соответствующей камеры либо анализ ранее записанных видеофайлов;
- 2) распознавание контуров лиц на изображении;
- 3) передача изображений лиц в обученную сверточную нейронную сеть и выдача результатов по классифицируемым эмоциям.

Глубокие нейронные сети в настоящее время становятся одним из самых популярных

подходов к созданию систем искусственного интеллекта, таких как распознавание речи, обработка естественного языка, компьютерное зрение и т.п. Одна из причин успешного применения глубоких нейронных сетей заключается в том, что сеть автоматически выделяет из данных важные признаки, необходимые для решения задачи. В альтернативных алгоритмах машинного обучения признаки должны выделяться людьми, существует специализированное направление исследований — инженерия признаков (feature engineering). Однако при обработке больших объемов данных нейронная сеть справляется с выделением признаков гораздо лучше, чем человек

Модель искусственных нейронных сетей была предложена в 1943 году [10], а сам термин глубокое обучение (deeplearning) стал широко использоваться, только, начиная с 2006 года [11]. До этого применялись термины загрузка глубоких сетей (loading deepnet works) [12] и обучение глубокой памяти (learning deep memories).

Рост популярности глубоких нейронных сетей, происходящий в последние несколько лет, можно объяснить тремя факторами. Во-первых, произошло существенное увеличение производительности компьютеров, в том числе ускорителей вычислений GPU (Graphics Processing Unit), что позволило обучать глубокие нейронные сети значительно быстрее и с более высокой точностью [13].

Ранее имеющихся вычислительных мощностей не хватало для обучения сколько-нибудь сложной сети, пригодной для решения практических задач. Во-вторых, был накоплен большой объем данных, который необходим для обучения глубоких нейронных сетей. В-третьих, разработаны методы обучения нейронных сетей, позволяющие быстро и качественно обучать сети, состоящие из ста и более слоев [14], что раньше было невозможно из-за проблемы исчезающего градиента и переобучения. Сочетание трех факторов привело к существенному прогрессу в обучении глубоких нейронных сетей и их практическом использовании, что позволило глубоким нейронным сетям занять лидирующую позицию среди методов машинного обучения

В настоящее время создано большое количество программных систем для обучения глубоких нейронных сетей [15]. Среди наиболее популярных из них можно отметить Caffe, Theano, TensorFlow, Torch и CNTK. В таблице 1, приводятся Программные системы обучения глубоких нейронных сетей, которые помогают решать различные исследовательские задачи.

Таблица 1 - Программные системы обучения глубоких нейронных сетей

Свойство	Caffe	Theano	TensorFlow	Torch	CNTK
Базовый язык	C++	Python	C++	Lua	C++
API	C++Python	Python	C++ Python	Lua Python	C++, C# Python
Многоядерные CPU	+	+	+	+	+
GPU	+	+	+	+	+
XeonPhi	+	+	-	-	-
Распределенное обучение	+	-	-	+	+
Разработчик	Центр компьютерного зрения и обучения Беркли	Университет Монреаля	Google	Ронан Коллаберт	Microsoft
Открытые коды	+	+	+	+	+

Обученные сети	+	-	+	+	+
----------------	---	---	---	---	---

Библиотека Caffe - одна из самых первых популярных систем глубокого обучения. Ее разработали в центре компьютерного зрения и обучения в Беркли (Berkeley Vision and Learning Center), исходные коды стали открытыми в 2014 году. Caffe включает самое большое количество готовых к использованию предварительно обученных моделей. Система Theano создана в Университете Монреаля, Канада. Theano разработана на Python, но обеспечивает высокую производительность за счет того, что программа на Python автоматически преобразуется в программу на C++, которая компилируется и затем выполняется. Tensor Flow создана компанией Google в 2015 году и включает системы эффективной работы с тензорами и потоковой обработки данных на графе.

Библиотека Torch разработана на языке Lua и предоставляет удобный высокоуровневый интерфейс для создания программ машинного обучения, аналогичный MATLAB. Высокая производительность обеспечивается, так же как и в Theano, за счет интеграции с языком C. Авторы Torch предпочли использовать Lua вместо Python из-за простоты интеграции Си Lua. Компания Microsoft разработала систему CNTK (Cognitive Toolkit) и открыла ее исходные коды в 2016 году. Все перечисленные системы глубокого обучения нейронных сетей могут использовать для ускорения обучения, как многоядерные процессоры, так и ускорители вычислений GPU (включая оптимизированную библиотеку cuDNN). Причем существенным преимуществом является то, что нет необходимости переделывать программу, распараллеливание на CPU и GPU выполняется автоматически. Системы Caffe и Theano дополнительно поддерживают ускорители Intel Xeon Phi, которые также помогают существенно сократить время обучения глубоких нейронных сетей.

Экспериментальная часть. В качестве объекта исследований выбрано рабочее место оператора производственных установок цеха изомеризации ТОО «ПКОП», которое представляет собой помещение (операторская), в которой расположены мониторы компьютеров автоматизированной системы управления технологической схемы переработки углеводородного сырья, рисунок 1.

Для моделирования условия труда операторов, выбраны психо-эмоциональные факторы, которые отражают физическое состояние человека в определенный промежуток времени, которые, могут влиять на работоспособность человека и риски возникновения психо-эмоциональных расстройств при возникновении внештатных ситуаций в процессе работы.

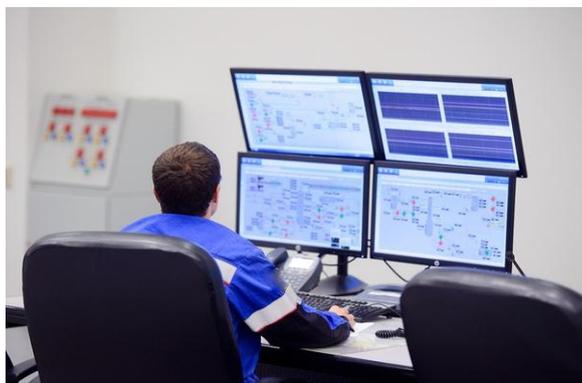


Рисунок 1- Рабочее место операторов технологических установок цеха изомеризации ТОО «ПКОП»

Методология исследований. Рассматривается задача распознавания эмоций оператора по изображению лица, полученного из фотопотока. Подход к анализу основан на применении

глубоких нейронных сетей. При разработке специального программного обеспечения для обучения глубокой сверточной нейронной сети был выбран набор данных FER-2013, который состоит из 35887 монохромных изображений, размером  $48 \times 48$  пикселей, с 7 типами эмоций (гнев, отвращение, страх, радость, грусть, удивление, нейтральное состояние). Из них тренировочных – 28709, проверочных – 3589, тестовых – 3589 изображений. Данные из набора преобразуются в тензоры с вещественными числами, значения пикселей масштабируются из диапазона  $[0, 255]$  в диапазон  $[0, 1]$ .

Для распознавания контуров лиц на изображении выбран каскад Хаара – один из способов распознавания классов объектов с большой скоростью работы (25 изображений/сек против 3 изображений/сек у детектора MTCNN при вычислениях на CPU. Используется подход на основе сканирующего окна: изображение сканируется окном поиска и для каждой области изображения, над которой проходит окно, рассчитывается признак Хаара. Наличие или отсутствие предмета в окне определяется разницей между значением признака и обучаемым порогом. Система детектирования полностью автоматизирована и не требует вмешательства человека, поэтому данный подход работает быстро.

Архитектура сконструированной в данной работе сверточной нейронной сети с использованием принятой терминологии [144] имеет вид:

[2×Convolution (3×3)]– MaxPooling (2×2)– Dropout (0.5),  
 Dense (512) – Dropout (0.5),  
 Dense (256) – Dropout (0.5),  
 Dense (128) – Dropout (0.5),  
 Dense (7),

где, 2×Convolution (3×3) – два последовательных слоя свертки с ядром свертки  $3 \times 3$  пикселя; MaxPooling (2×2) – слой предвыборки, то есть выбора максимального значения из соседних в окнах  $2 \times 2$  пикселя;

DROPOUT (0.5) – прореживание на этапе обучения, коэффициент прореживания (доля обнуляемых признаков) 50 %; Dense (N) – полносвязный слой с N скрытыми нейронами.

В слоях свертки Convolution используется функция активации ReLU (Rectified Linear Unit). В первый сверточный слой добавлена регуляризация весов для уменьшения сложности сети путем ограничения значений ее весовых коэффициентов. Используется L2-регуляризация – добавляемый в функцию потерь штраф пропорционален квадратам значений весовых коэффициентов. Последний полносвязный слой – слой потерь, возвращающий массив с 7 оценками вероятностей распознаваемых эмоциональных состояний. Проверка предложенной структуры на тестовом наборе, содержащем 3589 изображений, показала 62,4 % правильных распознаваний

Экспериментальная часть. На обученной определению эмоциональных состояний нейронной сети был проведен эксперимент по оценке состояния оператора. В ходе проведения анализа нейросети на распознавание эмоции оператора по фотографиям, сделанным в течении 3 месяцев на рабочем месте оператора в операторской (количество фотографий 120). Рабочая смена 12 часовая - в дневную-вечернюю смену с 8-00 до 20-00, вечернее-ночное время с 20-00 до 8-00. Фрагмент фотопотока эмоций оператора на рабочем месте, представлен на рисунке 2, а также приведен набор данных, характеристик и распределений по классам эмоций: Angry (злость), Fear (Страх), Disgusting (Отвращение), Surprise (Удивление), Neutral (Нейтральность), Sad (Грусть), Happy (Счастье).

Оператор выполняет в течение длительного времени монотонную работу, что соответствует нейтральному или печальному выражению лица. Склонность к засыпанию, выражающаяся в зевании, классифицируется, как удивление или страх. Психологи дают

определение усталости, как торможение, притупление желаний, ощущение оглушенности. Как и страх, усталость призвана останавливать делать что-либо и, если не сменить деятельность, организм оператора перейдет в состояние сна.

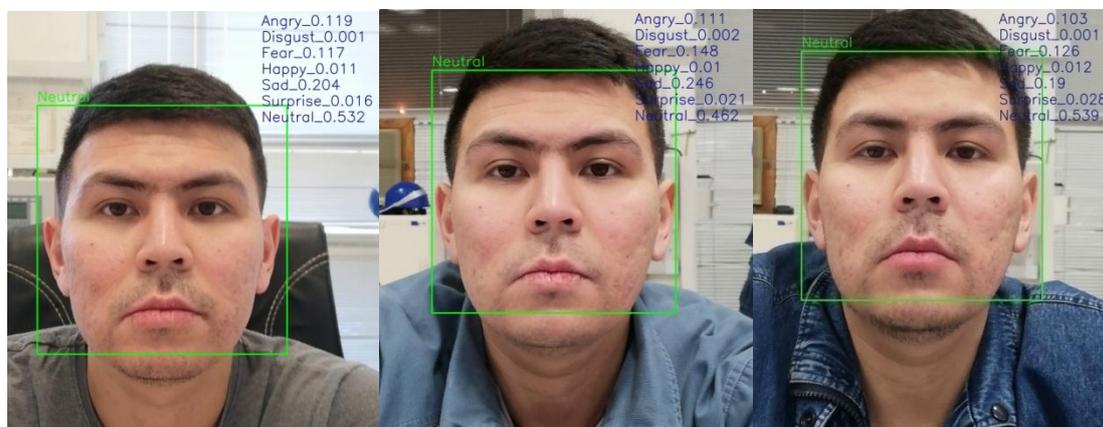


Рисунок 2 - Фотопоток эмоций оператора на рабочем месте

Полученные значения, приведены в таблице 2 по следующим данным:

Angry (злость), Fear (Страх), Disgusting (Отвращение), Surprise (Удивление), Neutral (Нейтральность), Sad (Грусть), Happy (Счастье).

Таблица 2 – Данные результатов экспериментов распознавания эмоций по 120 фотопотокам

	Angry	Disgust	Fear	Happy	Sad	Surprise	Neutral
1(0804_092650)	0,119	0,001	0,117	0,011	6,204	0,616	0,532
2(0804_092719)	0,122	0,002	0,115	0,01	0,203	0,015	0,533
3(0804_105058)	0,129	0,002	0,118	0,011	0,198	0,016	0,527
4(0804_115444)	0,125	0,004	0,167	0,021	0,237	0,042	0,405
5(0804_142834)	0,098	0,001	0,128	0,008	0,176	0,032	0,557
6(0809_160325)	0,112	0,001	0,106	0,01	0,173	0,017	0,581
7(0809_160329)	0,067	0	0,089	0,004	0,14	0,015	0,684
1(0804_092650)	0,119	0,001	0,117	0,011	0,204	0,016	0,532
8(0809_160334)	0,094	0,001	0,1	0,008	0,164	0,017	0,617
9(0809_160334)	0,129	0,002	0,11	0,014	0,191	0,016	0,538
10(0809_171709)	0,082	0	0,112	0,006	0,174	0,022	0,605
11(0809_171714)	0,116	0,001	0,113	0,014	0,196	0,017	0,542
12(0809_185606)	0,087	0,001	0,105	0,005	0,175	0,016	0,611
13(0810_215936)	0,101	0,001	0,137	0,009	0,195	0,032	0,524
14(0810_215940)	0,118	0,002	0,131	0,014	0,218	0,022	0,497
15(0810_221329)	0,1	0,001	0,119	0,009	0,182	0,024	0,565
16(0811_063637)	0,086	0,001	0,103	0,006	0,173	0,015	0,615
17(0811_063643)	0,08	0	0,102	0,005	0,172	0,015	0,626
18(0816_000830)	0,096	0,001	0,123	0,01	0,194	0,024	0,553
19(0816_000836)	0,104	0,002	0,153	0,016	0,191	0,055	0,481
20(0816_000925)	0,106	0,001	0,133	0,009	0,225	0,018	0,509
21(0816_002528)	0,073	0	0,114	0,005	0,16	0,029	0,618
22(0816_062434)	0,147	0,004	0,148	0,014	0,258	0,018	0,411
23(0819_113707)	0,124	0,001	0,102	0,011	0,185	0,012	0,565

24(0819_113715)	0,089	0,001	0,102	0,006	0,166	0,016	0,62
25(0819_113801)	0,101	0,001	0,094	0,007	0,172	0,01	0,616
26(0819_135709)	0,109	0,001	0,107	0,009	0,185	0,015	0,575
27(0819_135715)	0,097	0,001	0,088	0,006	0,167	0,008	0,634
28(0820_203911)	0,115	0,002	0,13	0,012	0,223	0,018	0,5
29(0820214135)	0,072	0,001	0,187	0,009	0,147	0,138	0,447
30(0820_235618)	0,097	0,001	0,105	0,007	0,186	0,013	0,592
31(0821_070519)	0,132	0,003	0,133	0,016	0,214	0,024	0,479
32(0821_070611)	0,137	0,003	0,135	0,017	0,227	0,021	0,46
33(0824_104319)	0,094	0,001	0,107	0,007	0,171	0,017	0,604
34(0824_104508)	0,099	0,001	0,095	0,005	0,166	0,01	0,624
35(0824_123453)	0,132	0,002	0,104	0,011	0,191	0,012	0,548
36(0824_123532)	0,12	0,001	0,113	0,012	0,206	0,014	0,534
37(0829_095819)	0,075	0	0,098	0,004	0,168	0,012	0,643
38(0829_102611)	0,088	0	0,095	0,004	0,164	0,012	0,637
39(0829_102627)	0,094	0,001	0,119	0,006	0,187	0,019	0,574
40(0829_125335)	0,094	0,001	0,116	0,007	0,179	0,022	0,581
41(0830_214917)	0,106	0,001	0,123	0,011	0,201	0,021	0,536
42(0831_000334)	0,126	0,002	0,148	0,014	0,248	0,022	0,439
43(0831_070148)	0,183	0,007	0,15	0,018	0,281	0,015	0,346
44(0831_070200)	0,166	0,005	0,147	0,017	0,266	0,017	0,382
45(0903_131857)	0,104	0,001	0,126	0,009	0,199	0,022	0,537
46(0903_131905)	0,12	0,002	0,134	0,017	0,213	0,027	0,486
47(0903_131910)	0,087	0,001	0,108	0,006	0,185	0,015	0,598
48(0904_224825)	0,073	0	0,095	0,004	0,15	0,017	0,66
49(0904_232543)	0,076	0	0,095	0,003	0,161	0,012	0,652
50(0905_020644)	0,082	0	0,081	0,003	0,138	0,009	0,687
51(0915_011827)	0,089	0,001	0,101	0,007	0,174	0,013	0,616
52(0915_011836)	0,082	0	0,097	0,006	0,165	0,014	0,637
53(0915_01184S)	0,1	0,001	0,138	0,008	0,227	0,02	0,506
54(0915_011854)	0,084	0,001	0,133	0,006	0,188	0,031	0,557
55(0915_011858)	0,112	0,002	0,141	0,011	0,242	0,019	0,473
56(0918_112234)	0,147	0,003	0,14	0,013	0,238	0,02	0,438
57(0918_112241)	0,121	0,002	0,113	0,011	0,194	0,016	0,543
58(0918_151627)	0,078	0	0,079	0,005	0,154	0,007	0,676
59(0918_151638)	0,12	0,002	0,119	0,015	0,202	0,019	0,523
60(0918.155410)	0,09	0	0,092	0,005	0,159	0,011	0,644
61(0918_181147)	0,124	0,001	0,107	0,011	0,191	0,013	0,553
62(0919_201942)	0,076	0	0,086	0,003	0,15	0,011	0,674
63(0919_201947)	0,095	0,001	0,098	0,007	0,18	0,011	0,609
64(0920_005416)	0,113	0,001	0,111	0,011	0,201	0,013	0,549
65(0920_005424)	0,138	0,003	0,142	0,015	0,249	0,02	0,432
66(0925_004027)	0,107	0,002	0,155	0,012	0,23	0,033	0,463
67(0925_004046)	0,108	0,001	0,134	0,01	0,207	0,026	0,514
68(0925_004119)	0,096	0,001	0,13	0,006	0,205	0,02	0,542
69(0925_004920)	0,179	0,007	0,138	0,025	0,241	0,022	0,387
70(0928_141458)	0,085	0	0,094	0,006	0,156	0,011	0,644
71(0928_141522)	0,141	0,005	0,154	0,022	0,221	0,037	0,42
72(0928,152755)	0,129	0,002	0,119	0,016	0,204	0,021	0,508
73(0928_185028)	0,14	0,002	0,119	0,015	0,219	0,014	0,492

74(0929 210832)	0,079	0	0,116	0,004	0,175	0,021	0,606
75(0929 225659)	0,107	0,001	0,12	0,01	0,192	0,019	0,55
76(0929 230703)	0,083	0	0,099	0,005	0,198	0,013	0,631
77(0930 012803)	0,083	0	0,101	0,005	0,166	0,015	0,628
78(1002 103343)	0,105	0,001	0,111	0,008	0,195	0,014	0,566
79(1003 084644)	0,081	0	0,091	0,005	0,154	0,012	0,657
80(1003 101733)	0,088	0,001	0,1	0,005	0,166	0,015	0,626
81(1003 101751)	0,138	0,003	0,129	0,016	0,229	0,018	0,467
82(1003 113930)	0,145	0,002	0,115	0,014	0,211	0,014	0,499
S3(1003_191657)	0,104	0,001	0,12	0,007	0,216	0,013	0,538
84(1008 110059)	0,135	0,003	0,124	0,019	0,203	0,022	0,494
85(1008 143858)	0,167	0,005	0,133	0,018	0,238	0,017	0,422
86(1008 143917)	0,107	0,001	0,116	0,008	0,204	0,014	0,55
87(1008 173600)	0,13	0,002	0,143	0,014	0,233	0,021	0,455
88(1010 000914)	0,101	0,001	0,136	0,008	0,201	0,027	0,526
89(1010 021424)	0,095	0,001	0,104	0,007	0,189	0,012	0,593
90(1010 021444)	0,095	0,001	0,104	0,006	0,191	0,01	0,595

Результаты и обсуждения.

На основании всей выборки построены графики по классам эмоций, которые представлены на рисунках 3-9.

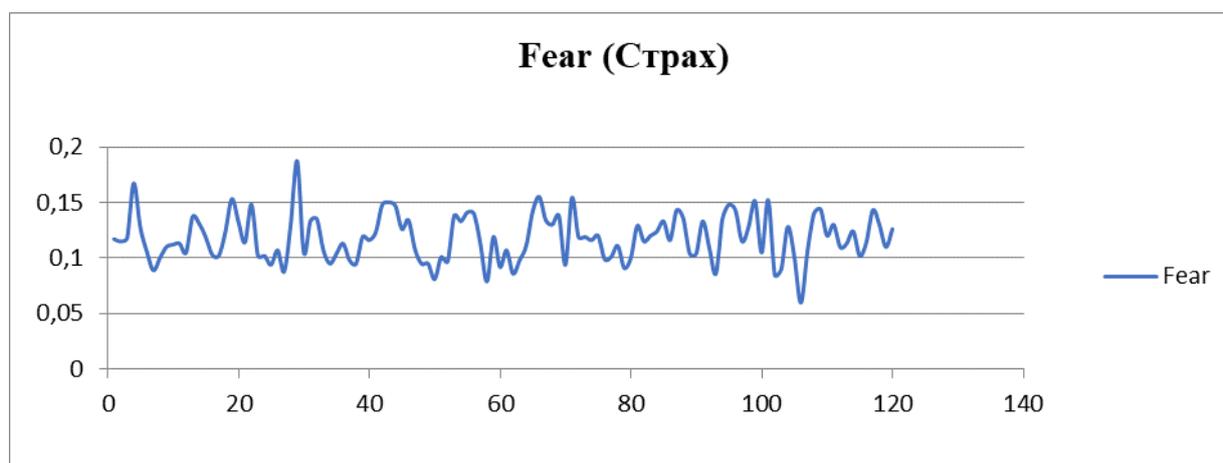


Рисунок 3 – Класс эмоции Fear (Страх)

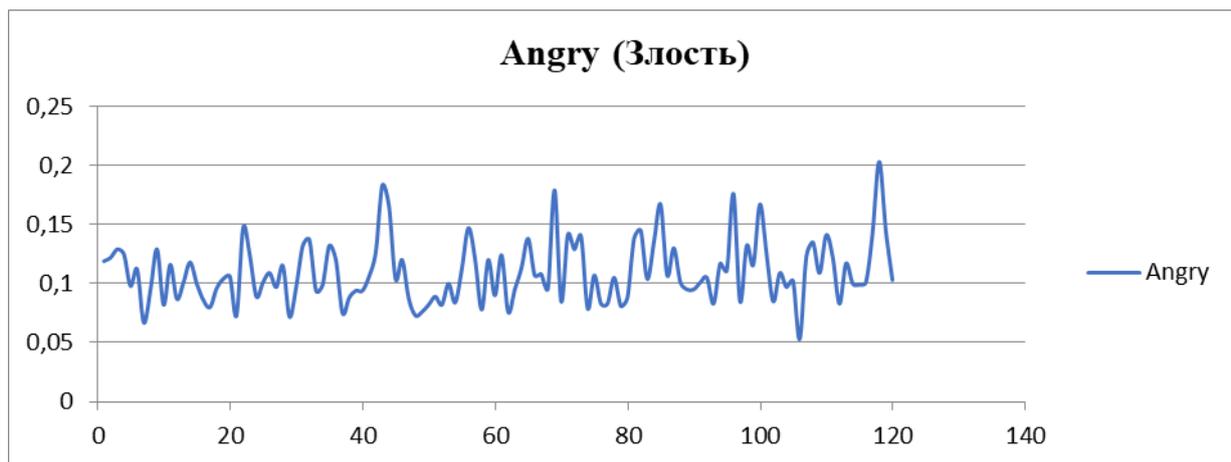


Рисунок 4 – Класс эмоции Angry (злость)

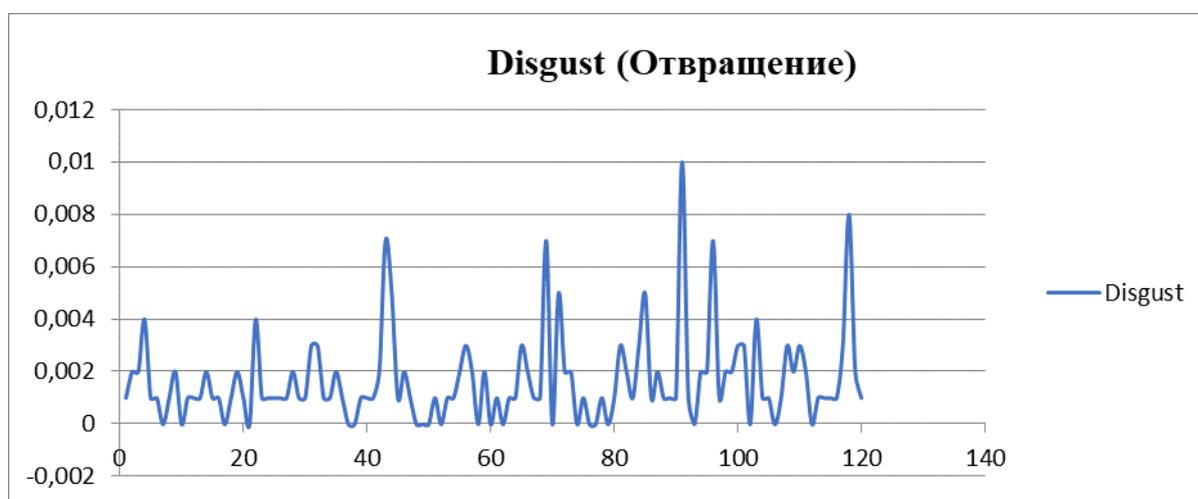


Рисунок 5 – Класс эмоции Disgusting (Отвращение)

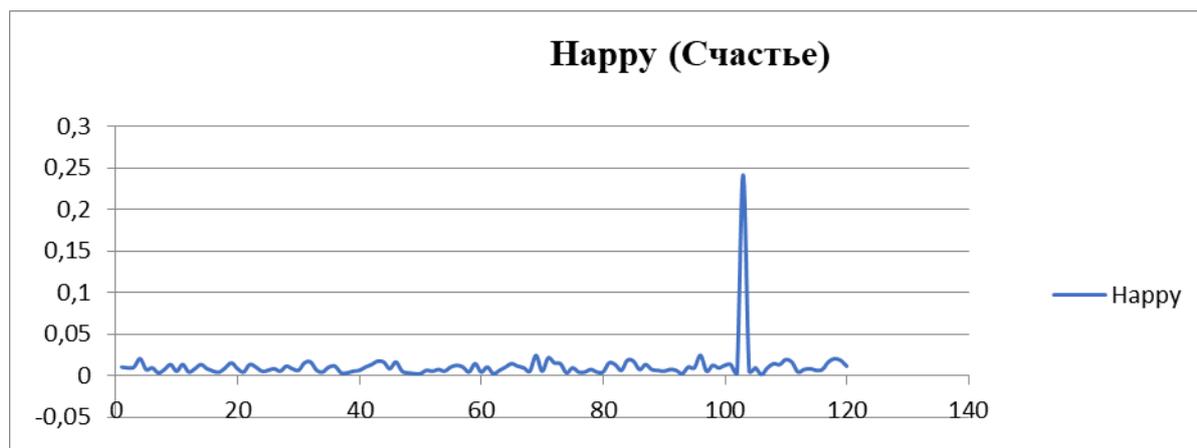


Рисунок 6 – Класс эмоции Happy (Счастье)

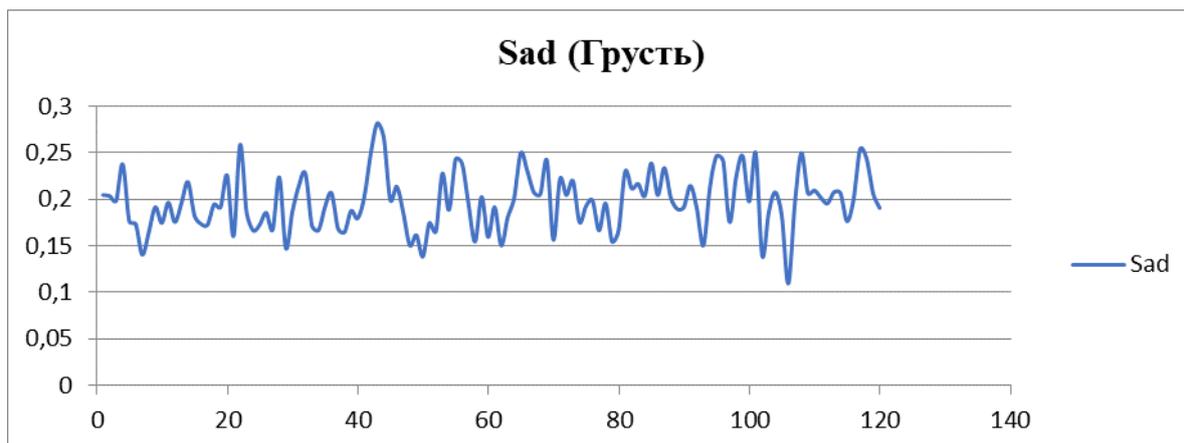


Рисунок 7 – Класс эмоции Sad (Грусть)

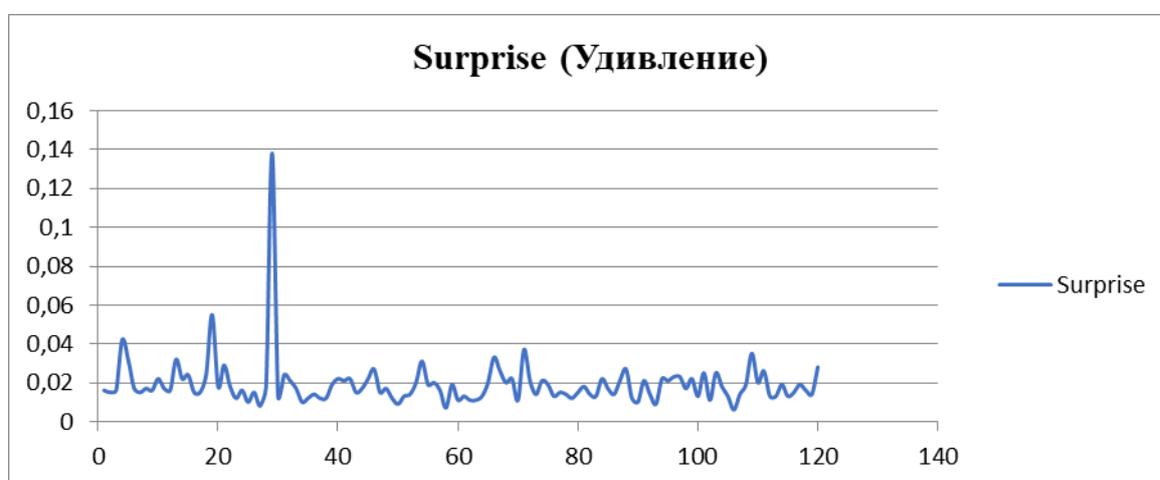


Рисунок 8 – Класс эмоции Surprise (Удивление)

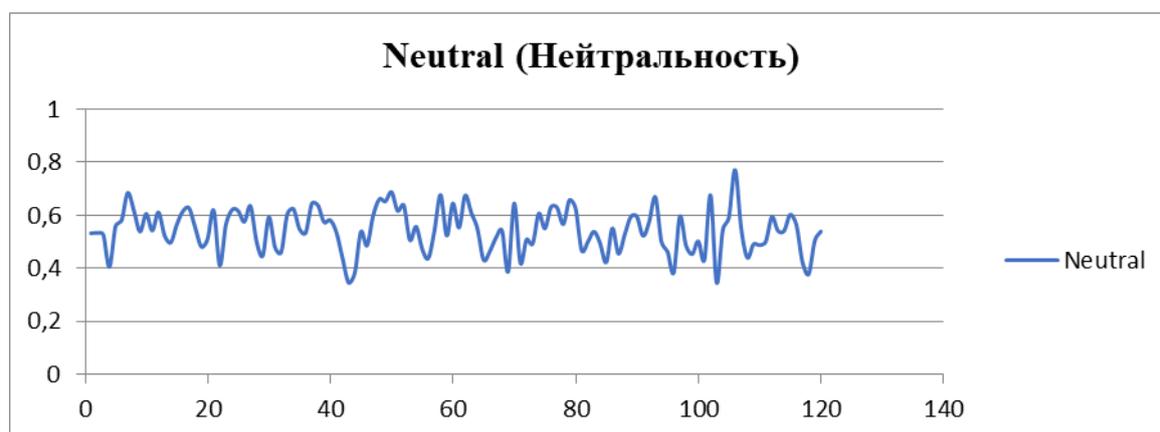


Рисунок 9 – Класс эмоции Neutral (Нейтральность)

В общей сложности подходящими эмоциями для правильной трактовки оказались Neutral, Sad, поскольку они имеют наибольшие значения. Построены линейные графики по дням, в которых было сделано больше всего фотографий эмоций Neutral, рисунки 10-12.

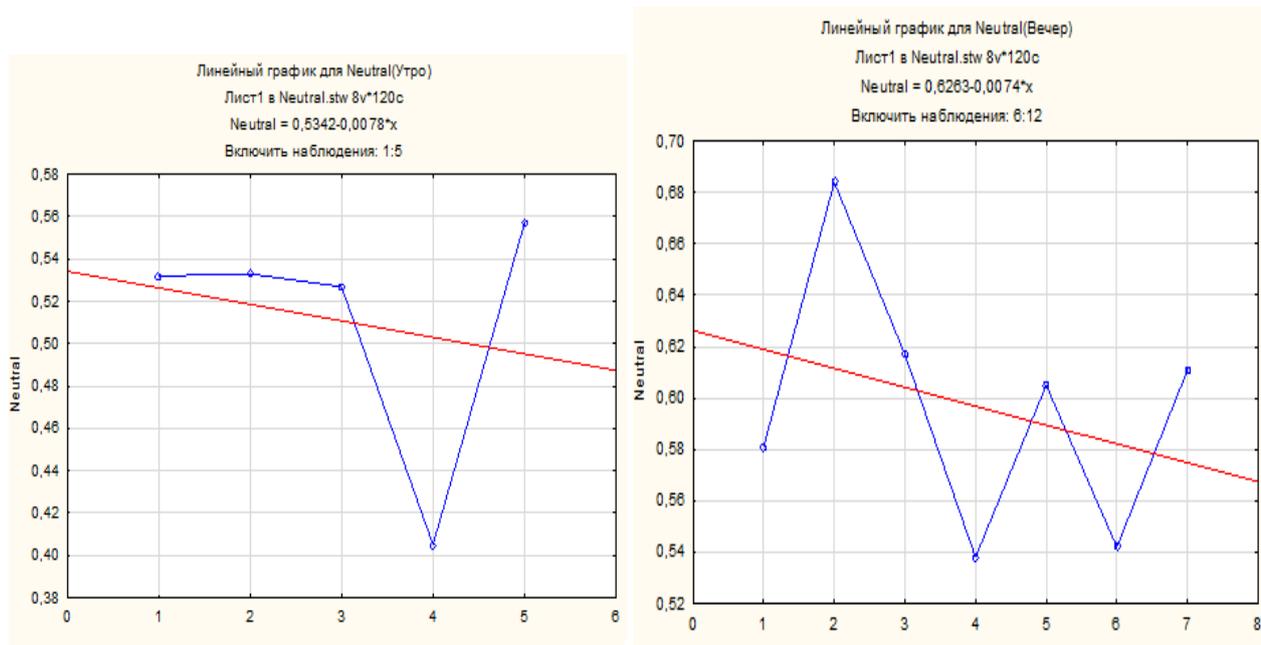


Рисунок 10 -Дневная и вечерняя смены

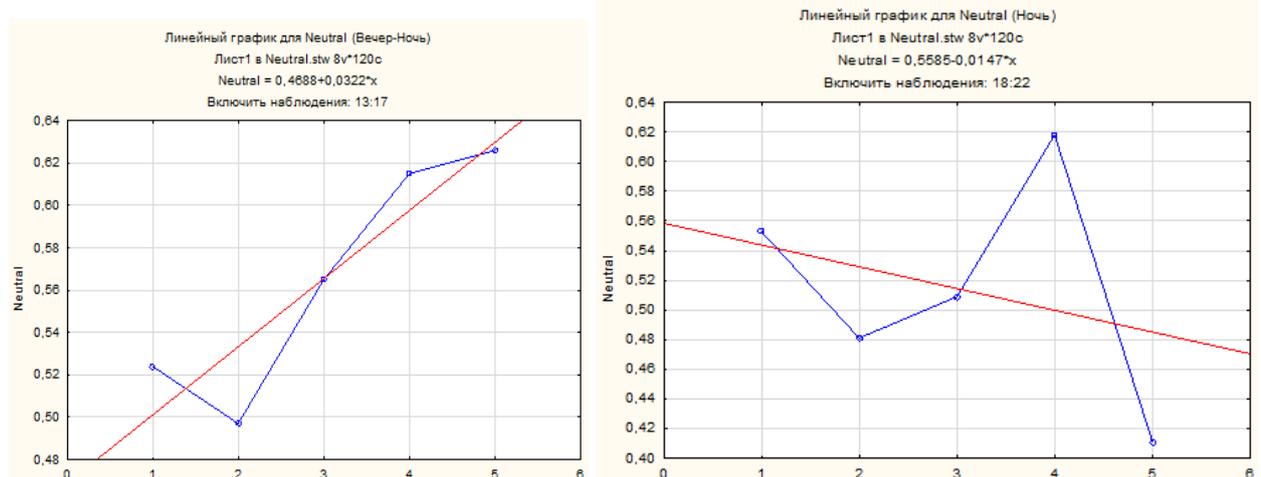


Рисунок 11 – Смены вечерняя-ночная

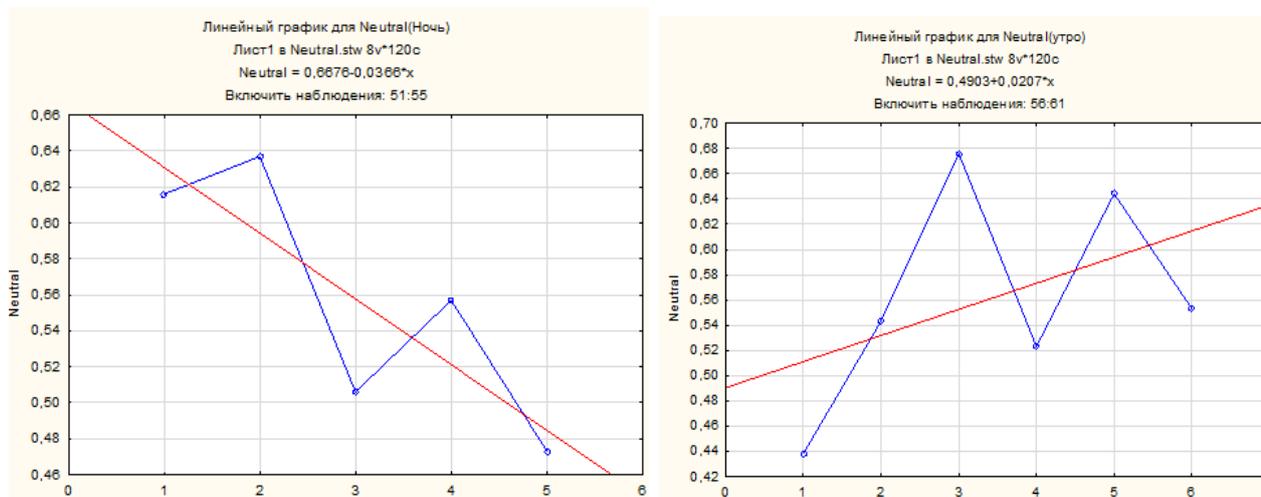


Рисунок 12 – Смена ночная- утренняя

В общем сложности получены 11 графиков. После чего по этим 11 дням вычислив среднее значение, построили общий график эмоций, рисунок 13.

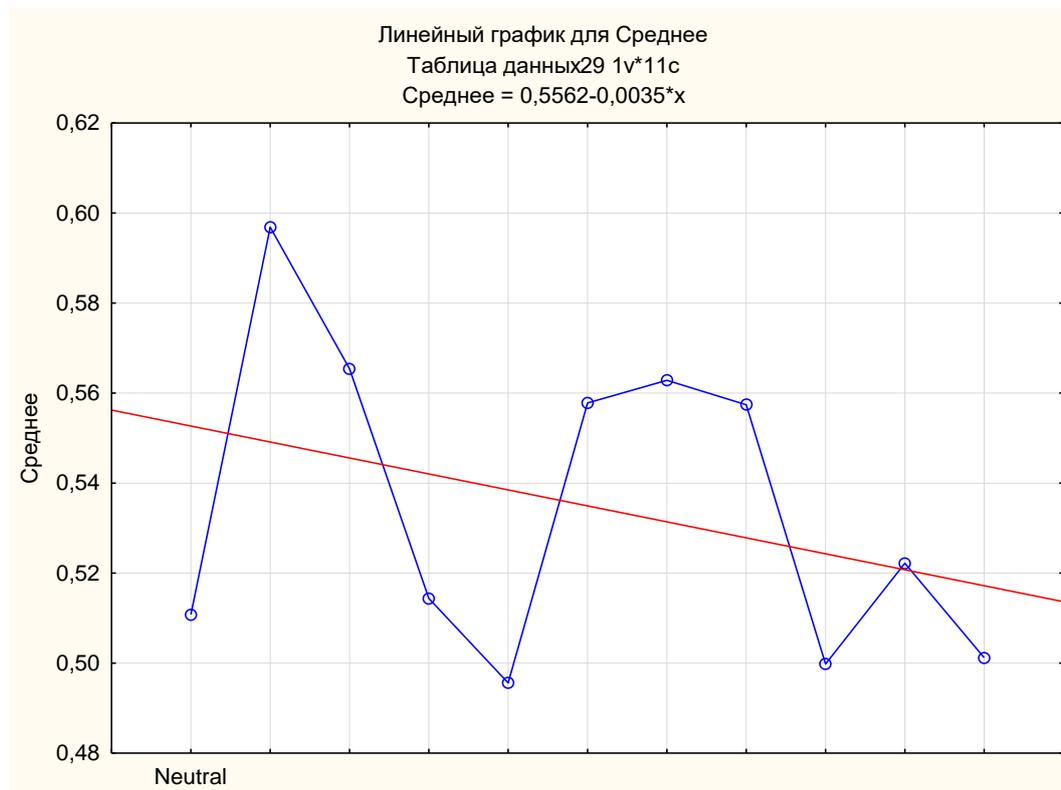


Рисунок 13 –Среднеквадратичное значение эмоционального состояния оператора на рабочем месте всех исследуемых эмоций оператора в дневные и вечерние смены

Полученные данные указывают на то, что в динамике большая часть графиков по дням снижаются по значениям «Neutral-Нейтральность». В свою очередь мы можем предположить, что концентрация оператора, связанна именно со значением нейтральности и в ходе рабочего дня накопленная усталость снижает данный показатель.

**Выводы:** Результаты исследований по моделированию условия труда операторов при стрессовых ситуациях с помощью глубоких сверточных нейронных сетей, позволяют изучить эмоциональное состояние работника и скорректировать условия труда и отдыха, выявить на ранней стадии развитие сердечно-сосудистых и психологических заболеваний

Данная статья опубликована в рамках грантового финансирования исследований молодых ученых по проекту «Жас ғалым» на 2024-2026 годы научного проекта AP22688058 «Разработка мероприятий по созданию безопасных условий труда на промышленных установках нефтеперерабатывающих производств». Комитет науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан

### Список литературы

1. Асылгареева Ю.А., Еникеева Т.М., Федосов А.В. Профессиональные заболевания на нефтеперерабатывающем заводе// Сетевое издание «Нефтегазовое дело», 2018, №3, С. 98-102.
2. Иванов А.А. Сочетанное влияние производственных химических факторов и напряженности труда на липидный спектр крови у разных категорий работников нефтеперерабатывающего предприятия // Материалы Российской научно-практической конференции с международным участием «Современные проблемы военной и экстремальной

- терапии». - Вестник Российской военно-медицинской академии. 2005. № 1 (14), С. 286 -289.
3. Смагулов Н.К., Хамитов Т.Н. Субъективная оценка условий, напряженности труда и здоровья рабочих листопрокатного производства//Медицина в Кузбассе. 2018, Т.17. №1, С.50-53.
  4. Семенова Н.В. Влияние производственных факторов на развитие патологии зрения, превентивные мероприятия по сохранению функций зрительного анализатора// Научное обозрение. Медицинские науки. 2022. № 5, С. 51-55.
  5. Валеева Э.Т., Бакиров А.Б., Капцов В.А., Каримова Л.К., Гимаева З.Ф., Галимова Р.Р. Профессиональные риски здоровью работников химического комплекса// Научный журнал Анализ риска здоровью. 2016. №3, С. 88–92.
  6. Аскарлова З.Ф. Анализ заболеваемости работников нефтеперерабатывающей промышленности / З.Ф. Аскарлова, Р.А.Аскарлов, Р.Н. Кильдебекова// Медицинский вестник Башкортостана. -2012. –Т.7. - № 6. –С.5-10.
  7. Уали А.Б., Корсун О.Н., Наукенова А.С., Тулекбаева А.К. Рекомендации по оценке уровня рисков опасных и вредных факторов рабочей среды операторов технологических установок нефтеперерабатывающих заводов// Республиканский журнал «Университет Еңбектері - Труды Университета: Раздел «Геотехнологии. Безопасность жизнедеятельности», Карагандинский технический университет имени Абылкаса Сагинова, 2024. №2. С.81-88.
  8. Корсун О.Н., Юрко В.Н. Оценивание состояния оператора по изображению лица на основе глубоких сверточных нейронных сетей // XVI Всероссийская научно-техническая конференция «Научные чтения по авиации, посвященные памяти Н.Е. Жуковского»: сборник докладов. 2019. С. 266–270.
  9. Ekman P., Wallace V.F. Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions From Facial Expressions. Malor Books, 2003. 232 p.
  10. Zhang K. Joint face detection and alignment using multi-task cascaded convolutional networks / K. Zhang, Z. Zhang, Z. Li, Y. Qiao. arXiv preprint (2016). arXiv:1604.02878
  11. Hinton G., Salakhutdinov R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks //Science. 2006. Vol. 313, No. 5786. P. 504–507. DOI: 10.1126/science.1127647.
  12. Windisch D. Loading Deep Networks Is Hard: The Pyramidal Case // Neural Computation. 2005. Vol. 17, No. 2. P. 487–502. DOI: 10.1162/0899766053011519
  13. Ciresan D.C., Meier U., Gambardella L.M., Schmidhuber J. Deep, Big, Simple Neural Nets for Handwritten Digit Recognition // Neural Computation. 2010. Vol. 22, No. 12.P. 3207–3220. DOI: 10.1162/NECO\_a\_00052
  14. He K., Zhang X., Ren S., et al. Deep Residual Learning for Image Recognition // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016), 2016. P. 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90
  15. Jia Y., Shelhamer E., Donahue J., et al. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding // Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia (Orlando, FL, USA, November 03–07, 2014), 2014. P. 675–678. DOI: 10.1145/2647868.2654889

### References

1. Asylgareeva Ju.A., Enikeeva T.M., Fedosov A.V. Professional'nye zabolevaniya na neftepererabatyvayushhem zavode// Setevoe izdanie «Neftegazovoe delo», 2018, №3, S. 98-102.
2. Ivanov A.A. Sochetannoe vliyanie proizvodstvennykh himicheskikh faktorov i naprjzhennosti truda na lipidnyj spektr krovi u raznykh kategorij rabotnikov neftepererabatyvayushhego predpriyatija // Materialy Rossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii s mezhdunarodnym uchastiem «Sovremennye problemy voennoj i jekstremal'noj terapii». - Vestnik Rossijskoj voenno-medicinskoj akademii. 2005. № 1 (14), S. 286 -289.
3. Smagulov N.K., Hamitov T.N. Sub#ektivnaja ocenka uslovij, naprjzhennosti truda i zdorov'ja rabochih listoprokatnogo proizvodstva//Medicina v Kuzbasse. 2018, T.17. №1, S.50-53.

4. Semenova N.V. Vliyanie proizvodstvennyh faktorov na razvitie patologii zrenija, preventivnye meroprijatija po sohraneniju funkcij zritel'nogo analizatora// Nauchnoe obozrenie. Medicinskie nauki. 2022. № 5, S. 51-55.
5. Valeeva Je.T., Bakirov A.B., Kapcov V.A., Karimova L.K., Gimaeva Z.F., Galimova R.R. Professional'nye riski zdorov'ju rabotnikov himicheskogo kompleksa// Nauchnyj zhurnal Analiz riska zdorov'ju. 2016. №3, S. 88–92.
6. Askarova Z.F. Analiz zaboлеваemosti rabotnikov neftepererabatyvajushhej promyshlennosti / Z.F. Askarova, R.A.Askarov, R.N. Kil'debekova// Medicinskij vestnik Bashkortostana. -2012. –Т.7. - № 6. –S.5-10.
7. Uali A.B., Korsun O.N., Naukenova A.S., Tulekbaeva A.K. Rekomendacii po ocenke urovnja riskov opasnyh i vrednyh faktorov rabochej sredy operatorov tehnologicheskikh ustanovok neftepererabatyvajushhih zavodov// Respublikanskij zhurnal «Universitet Еңбектері - Trudy Universiteta: Razdel «Geotehnologii. Bezopasnost' zhiznedejatel'nosti», Karagandinskij tehničeskij universitet imeni Abylkasa Saginova, 2024. №2. S.81-88.
8. Korsun O.N., Jurko V.N. Ocenivanie sostojanija operatora po izobrazheniju lica na osnove glubokih svertochnykh nejronnyh setej // XVI Vserossijskaja nauchno-tehničeskaja konferencija «Nauchnye chtenija po aviacii, posvjashhennye pamjati N.E. Zhukovskogo»: sbornik dokladov. 2019. S. 266–270.
9. Ekman P., Wallace V.F. Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions From Facial Expressions. Malor Books, 2003. 232 p.
10. Zhang K. Joint face detection and alignment using multi-task cascaded convolutional networks / K. Zhang, Z. Zhang, Z. Li, Y. Qiao. arXiv preprint (2016). arXiv:1604.02878
11. Hinton G., Salakhutdinov R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks //Science. 2006. Vol. 313, No. 5786. P. 504–507. DOI: 10.1126/science.1127647.
12. Windisch D. Loading Deep Networks Is Hard: The Pyramidal Case // Neural Computation. 2005. Vol. 17, No. 2. P. 487–502. DOI: 10.1162/0899766053011519
13. Ciresan D.C., Meier U., Gambardella L.M., Schmidhuber J. Deep, Big, Simple Neural Nets for Handwritten Digit Recognition // Neural Computation. 2010. Vol. 22, No. 12.P. 3207–3220. DOI: 10.1162/NECO\_a\_00052
14. He K., Zhang X., Ren S., et al. Deep Residual Learning for Image Recognition // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016), 2016. P. 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90
15. Jia Y., Shelhamer E., Donahue J., et al. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding // Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia (Orlando, FL, USA, November 03–07, 2014), 2014. P. 675–678. DOI: 10.1145/2647868.2654889

**А.Б. Уәли<sup>1\*</sup>, А.С. Наукенова<sup>1</sup>, О.Н. Корсун<sup>2</sup>, А.К. Төлекбаева<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>постдокторант, М. Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан  
<sup>1</sup>т.ғ.к., қауымдастық. проф., М. Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан

<sup>2</sup>т.ғ.д., профессор, Мәскеу физика-техникалық университеті, Мәскеу, Ресей  
<sup>1</sup>т.ғ.к., доцент, М. Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан

\*Корреспондент авторы: almas\_1994@mail.ru

## **ТЕРЕҢ КОНВОЛЮЦИЯЛЫҚ НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕР ӘДІСНАМАСЫН ҚОЛДАНА ОТЫРЫП МҰНАЙ АЙДАУ ӨНДІРІСТЕРІНІҢ ТЕХНОЛОГИЯЛЫҚ ҚОНДЫРҒЫЛАРЫ ОПЕРАТОРЛАРЫНЫҢ ЭМОЦИОНАЛДЫҚ ЖАҒДАЙЫН ЗЕРТТЕУ**

### **Түйін**

Өндіріс процестерін автоматтандыру, операторлар еңбек функцияларын орындау кезіндегі қол

еңбегінің үлесін азайту, ақпараттың үлкен көлемін жинау және өңдеуге арналған цифрлық технологияларды енгізу, бір жағынан, еңбек өнімділігін арттыру арқылы осындай өндірістердің техникалық және технологиялық құрамдастарын жетілдіру, екінші жағынан, қызметкердің психологиялық және физиологиялық күйзелісіне байланысты еңбек қарқындылығының жоғарылауына байланысты қызметкерлердің денсаулығына кәсіптік тәуекелдерді арттырады, бұл созымалы шаршау, тұрақты алаңдаушылық және стресс түрінде «адам факторы» деп аталатын тәуекелдерді арттырады және өндірістік жарақаттар мен өндірістегі жазатайым оқиғалардың себебі болып табылады. Мұнай өңдеу өндірісінің технологиялық қондырғылары операторының өздерінің еңбек функцияларын орындаудағы функционалдық жағдайын бағалау үшін биометриялық деректерді терең жиярулық нейрондық желілер арқылы тіркеу әдісін қолдана отырып, бет бейнесі бойынша эмоцияларды тану сипаттамаларын талдау негізінде зейіннің жоғалу фактілерін анықтау әдісі қарастырылды. Мақала мұнай өңдеу өндірісінің технологиялық қондырғылары операторларының жұмыс орнындағы эмоционалдық жағдайын бағалау үшін терең жиярулық нейрондық желілерді пайдалануға арналған.

**Кілттік сөздер:** технологиялық қондырғылардың операторы, психоэмоционалды факторлар, конволюциялық нейрондық желілер, эмоциялар кластары, тану, Фото ағын, өнімділік.

**A.B. Uali<sup>1\*</sup>, A.S. Naukenova<sup>1</sup>, O.N. Korsun<sup>2</sup>, A.K. Tulekbayeva<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Postdoctoral, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

<sup>1</sup>cand.tech.sci., Associate Professor, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

<sup>2</sup> dr.tech.sci., Professor, Moscow University of Physics and Technology, Moscow, Russia

<sup>1</sup> cand.tech.sci., Associate Professor, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

**\*Corresponding author's email:** almas\_1994@mail.ru

## **RESEARCH OF THE EMOTIONAL STATE OF OPERATORS OF TECHNOLOGICAL INSTALLATIONS OF OIL REFINERIES USING THE METHODOLOGY OF DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS**

### **Abstract**

Improvement of technical and technological components of such productions through automation of production processes, reduction of the share of manual labour in the performance of work functions by operators, introduction of digital technologies for collection and processing of large amounts of information on the one hand increases labour productivity, on the other hand increases occupational health risks for the personnel due to increasing labour tension caused by psychological and physiological stresses for the employee, which in the form of chronic fatigue and fatigue. To assess the functional state of the operator of oil refinery production units during the performance of their labour functions, an approach using the method of registration of biometric data with the help of deep convolutional neural networks based on the analysis of the characteristics of recognition of emotions on the image of the face to detect the facts of loss of concentration of attention is considered. The article is devoted to the application of deep convolutional neural networks to assess the emotional state of operators of technological units of oil refineries at the workplace.

**Keywords:** operator of technological installations, psychoemotional factors, convolutional neural networks, classes of emotions, recognition, photostream, performance.