Тип статьи: научная
УДК 338.28
DOI: 10.35887/2305-2538-2022-5-102-109

МЕТОД ИЗМЕРЕНИЯ ТЕМПЕРАТУРЫ ТОПЛИВА С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ

Максим Юрьевич Левин[1], Станислав Александрович Нагорнов[2], Екатерина Юрьевна Левина[3], Любовь Владимировна Левина[4], Ирина Анатольевна Коваленко[5]
[1,4,5] *ЛГТУ, г. Липецк, Россия*
[2] *ВНИИТиН, г. Тамбов, Россия.*
[3] *МГТУ им. Н. Э. Баумана, 105005, г.Москва, Россия*
[1]lmu@list.ru

Автор ответственный за переписку: Максим Юрьевич Левин, lmu@list.ru
Corresponding author Maxim Levin, lmu@list.ru.

Реферат. *В работе рассмотрены и решены вопросы формирования алгоритмов и практических методов применения машинного зрения в концепции умного нефтесклада для определения температуры топлива как метода цифровизации в агропромышленном комплексе. «Умный нефтесклад» как метод цифровизации позволяет не просто аккумулировать локальную информацию о резервуарах с топливом, а управлять системами предотвращения потерь топлива, прогнозировать запасы, риски, возникновение аварийных ситуаций. Совершенствование концепции «умного нефтесклада» осуществляется за счет создания систем машинного зрения. Полученная система существенно повышает автономность работы интеллектуальных алгоритмов управления резервуарным парком и обеспечивает его безопасную работу. Принцип определения температуры топлива в резервуаре заключается в получении тепло-визуального снимка поверхности резервуара и дальнейшем сопоставлении области его температур с градуировкой тепловизора. Проблема сопоставления изображений решена с применением разных типов представлений, а именно корреляционных методов, базовая идея которых заключается в попиксельном сравнении изображений стенок резервуара с известной градуировкой тепловизора. Апробация созданного метода машинного зрения для определения температуры топлива «умным нефтескладом» выполнялась путем сравнения измеренных значений температуры бензина у стенки резервуара и рассчитанных нейронной сетью. Эксперимент проводили на стальном наземном горизонтальном цилиндрической резервуаре, заполненном бензином. Результаты эксперимента показали, что созданный метод позволяет нейронной сети видеть температуру топлива с точностью не ниже 98%. Применение изложенного метода в АПК направлено на решение взаимосвязанных экологических и энергетических проблем современности. Экономия энергетических ресурсов, сохранение качества ГСМ, снижение выбросов загрязняющих веществ в атмосферу происходит за счет интеллектуального управления системами защиты топлива, а применение метода машинного зрения повышает точность такого управления.*

Ключевые слова: *умный нефтесклад, машинное зрение, стальной резервуар, температура топлива. тепловизор.*

FUEL TEMPERATURE MEASUREMENT METHOD USING MACHINE VISION

Maxim Yuryevich Levin[1], Stanislav Alexandrovich Nagornov[2], Ekaterina Yuryevna Levina[3], Lyubov Vladimirovna Levina[4], Irina Anatolyevna Kovalenko[5]
[1,4,5] *LGTU, Lipetsk, Russia*
[2] *VNIITiN, Tambov, Russia*
[3] *MSTU im. N. E. Bauman, Moscow, Russia*
[1]lmu@list.ru

Abstract. *The paper considers and solves the issues of the formation of algorithms and practical methods for the application of machine vision in the framework of an intelligent oil storage facility to measure the fuel temperature as a digitalization method in the agro-industrial facility. "Smart oil depot" as a digitalization method allows not only to accumulate local information about fuel tanks, but to manage fuel loss prevention systems, predict reserves, risks, and emergencies. Improving the framework of "intelligent oil storage" is carried out through the creation of machine vision systems. The resulting system significantly increases the autonomy of the intelligent algorithms for managing the tank farm and ensures its safe operation. The principle of measuring the temperature of the fuel in the tank is to obtain a thermal-visual image of the tank surface and then compare its temperature range with the calibration of the thermal imager. The problem of image matching is solved using different types of representations, namely, correlation methods, the basic idea of which is to compare the tank wall images pixel-by-pixel with the known thermal imager calibration. Approbation of the created machine vision method for determining the fuel temperature by the "smart oil depot" was carried out by comparing the determined values of gasoline temperature at the tank wall and those calculated by the neural network. The experiment was conducted on a steel ground horizontal cylindrical tank filled with gasoline. The experiment results reflect that the created method allows the neural network to see the temperature of the fuel with an accuracy of at least 98%. The application of the above method in the agro-industrial facility is aimed at solving the interrelated environmental and energy problems of our time. Saving energy resources, maintaining the quality of fuels and lubricants, reducing pollution of the atmosphere is due to the intelligent control of fuel protection systems, and the use of the machine vision method increases the accuracy of such control.*

Keywords: *smart oil depot, machine vision, steel tank, fuel temperature, thermal imager*.

Для цитирования: Левин М.Ю., Нагорнов С.А., Левина Е.Ю., Левина Л.В., Коваленко И.А. Метод измерения температуры топлива с применением машинного зрения // Наука в центральной России. 2022. № 5 (59), С. 102-109. https://doi.org/10.35887/2305-2538-2022-5-102-109.

For citation: Levin M., Nagornov S., Levina E.., Levina L., Kovalenko I.A. Fuel temperature measurement method using machine vision. *Nauka v central'noj Rossii* = Science in the Central Russia: 2022; 5(59): 102-109. (In Russ.) https://doi.org/10.35887/2305-2538-2022-5-102-109.

Введение. В настоящее время остро стоит проблема цифровизации сельского хозяйства. Внедрение цифровых технологий в агропромышленном комплексе позволит повысить экономическую эффективность и стабильность функционирования всех уровней его иерархии за счет трансформации и оцифровки управленческих решений для технологических процессов и систем принятия решений, в основы которого положено внедрение современных цифровых технологий в сельское хозяйство. В настоящее время цифровая трансформация нефтесклада является архиважной задачей не только для сельского хозяйства, но и для автотранспортных предприятий, автозаправочных станций и других отраслей, которые используют резервуары для хранения моторного топлива. «Умный нефтесклад» как метод цифровизации позволяет не просто аккумулировать локальную информацию о резервуарах с топливом, а управлять системами предотвращения потерь топлива, прогнозировать остатки, риски, аварии.

«Умный нефтесклад» включает в себя математические модели и искусственные нейронные сети для прогнозирования и классификации различных состояний системы, позволяющие оцифровать процесс хранения моторного топлива в резервуаре. Опираясь на расчетные данные, пользователь либо роботизированные системы управления совершают действия по предотвращению выбросов углеводородов в атмосферу. Цифровое решение «Умный нефтесклад» для АПК как совокупная система, соединяющую сбор, хранение и обработку данных, математические модели прогнозирования состояний системы, нейросетевые методы управления техническими устройствами, выполняет следующие задачи [1]:

1. Управление роботизированными системами предотвращения потерь моторного топлива от испарения и обводнения.

2. Прогнозирование требуемых запасов моторного топлива с применением технологий BigData, облачных хранилищ данных и нейронных сетей.

3. Оценка рисков в работе сельхознефтесклада и прогнозирование возникновение аварий.

4. Мониторинг в режиме реального времени состояния резервуаров и нефтехозяйства при помощи мобильных данных и устройств.

Выполнение вышеперечисленных задач достигается за счет управления нейронной сетью и математическими моделями прогнозирования параметров состояния резервуара устройствами защиты от испарения и обводнения. Одним из главных параметров в управляющей модели является температура топлива. Как известно, математические модели имеют определенные допуски и погрешности, поэтому, чтобы их исключить и повысить автономность работы «умного нефтесклада», необходимо научить управляющий компьютер «видеть» температуру топлива в резервуаре. Решение данной задачи возможно за счет технологий машинного зрения [2] и является весьма актуальной на сегодняшний день.

Материалы и методы.

«Умный нефтесклад» определяет температуру топлива за счет виртуального датчика, построенного на базе искусственной нейронной сети [3.4].

Запишем уравнение определения температуры топлива в резервуаре в некоторой точке *x*:

$$T_x = F(\overline{w}_R R + \overline{w}_m m + \sum \overline{w}_\Psi * \Psi + \overline{w}_{\text{ОЧ}} \text{ОЧ}) \quad (1)$$

где Ψ – вектор переменных окружающей среды; R – вектор параметров резервуара; m – масса топлива в резервуаре; ОЧ – октановое число; $\overline{w}_R, \overline{w}_m, \overline{w}_\Psi, \overline{w}_{\text{ОЧ}}$ - векторы весовых коэффициентов параметров резервуара, массы топлива, окружающей среды, октанового числа соответственно; F – функция активации нейрона.

С учетом функции активации нейрона уравнение (1) нейронной сети, описывающее испарение бензина при хранении в резервуаре запишется в виде:

$$G = 1{,}7159 \cdot \text{th}\left(\frac{2}{3} \cdot \left(w_0^{\mu,j} + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)} \cdot R + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)} \cdot m + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)} \cdot \Psi + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)} \cdot \text{ОЧ}\right)\right) \quad (2)$$

Точность данного уравнения зависит от подбора весовых коэффициентов нейронов, количества слоев и нейронов в каждом слое сети.

Чтобы повысить точность измерения температуры топлива целесообразнее обучить нейронную сеть самостоятельно получать тепло-визуальную информацию с поверхности резервуара, то есть создать такую систему машинного зрения, которая позволит автономно и в непрерывном режиме выполнять мониторинг состояния искомого параметра.

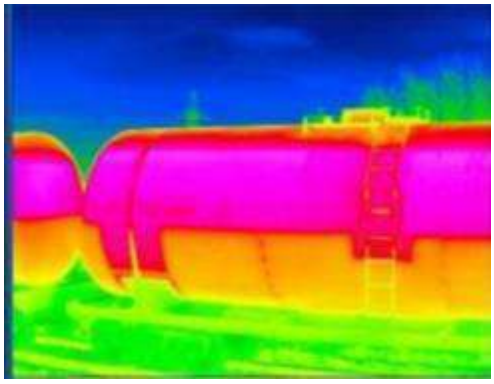
Результаты и их обсуждение.

Для получения тепло-визуальной информации у камеры машинного зрения «умного нефтесклада» должен быть тепловизор. На рисунке 1 приведен снимок резервуаров с камеры машинного зрения «умного нефтесклада», его тепло-визуальный снимок и градуировка тепловизора.

Рассмотрим один резервуар. После получения тепло-визуального снимка резервуара необходимо сопоставить области его температур с градуировкой тепловизора. Задача сопоставления изображений решается различными методами и с привлечением разных форм представлений (например, математические или представления знаний). Наиболее распространенными методами сопоставления являются корреляционные методы, основная идея которых состоит в сравнении каждого пикселя изображений, однако, в реализации этих методов возможна значительная вариативность. В простейшем случае выявление меры сходства двух изображений определяется как функция взаимного смещения (Δx, Δy) и рассчитывается как среднеквадратичное отклонение яркостей соответствующих пикселей, учитывающее их величины смещения, возведенное в квадрат [2]:

$$\sum_{f1,f2}(\Delta x, \Delta y) = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f_1(x,y) - f_2(x - \Delta x, y - \Delta y))^2 \quad (3)$$

а)



б)

в)

Рисунок 1 - Снимок наземных горизонтальных цилиндрических резервуаров: а - снимок резервуаров с камеры машинного зрения «умного нефтесклада»; б - тепло-визуальный снимок резервуаров; в - градуировка тепловизора.

В формуле (3) f_1 и f_2 – отличающиеся сдвигом изображения одного и того же объекта; N_xN – величина участка, в котором вычисляется корреляция. При отсутствии яркостных изменений и/или других геометрических преобразований подобный подход определяет взаимные смещения двух изображений. Значение $\sum_{f1,f2}(\Delta x, \Delta y)$ преобразуем к следующему виду:

$$\sum_{f1,f2}(\Delta x, \Delta y) = \frac{1}{N^2}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f_1^2(x,y) - \frac{2}{N^2}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f_1(x,y) f_2(x-\Delta x, y-\Delta y) + \frac{1}{N^2}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f_2(x-\Delta x, y-\Delta y) \quad (4)$$

Полагая первое и второе слагаемое не зависящими от смещения, получаем, что эквивалент максимизации значения корреляции — это минимизация критерия среднеквадратического отклонения уравнения (3):

$$C_{f1,f2}(\Delta x, \Delta y) = \frac{1}{N^2}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f_1(x,y) f_2(x-\Delta x, y-\Delta y) \quad (5)$$

Легко удостоверится, что не меняется положение корреляционного максимума при линейном глобальном преобразовании яркости $\alpha f_1(x, y) + \beta$, однако, стоит учитывать, что максимум превращается в минимум при $\alpha < 0$. Используя данный подход, возможно сопоставлять два изображения при линейных глобальных искажениях яркости. Положим, что смещения Δx и Δy имеют значения от –N до N, тогда, число операций будет пропорционально N^4 при вычислении кросскорреляционного поля по формулам (3) или (4). Для уменьшения времени расчета за счет сокращения количества операций воспользуемся быстрым преобразованием Фурье и тем фактом, что Фурье-образ кросскорреляционного поля может быть получен как произведение спектров изображений. Прямое и обратное дискретные преобразования Фурье вычисляются по уравнению:

$$\tilde{f}(u,v) = \sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-i\frac{2\pi}{N}(ux+vy)}$$

$$f(x,y) = \frac{1}{N^2}\sum_{u=0}^{N-1}\sum_{v=0}^{N-1} \tilde{f}(u,v) e^{i\frac{2\pi}{N}(ux+vy)} \quad (6)$$

где u и v – пространственные частоты.

Число операций при расчёте пространственного спектра по этим формулам также пропорционально N^4, однако применение алгоритма быстрого преобразования Фурье даёт вычисление за время, пропорциональное $N^2 \ln N$.

После определения температуры поверхности резервуара запишем алгоритм определения температуры топлива в любой точке резервуара.

Нагрев стенки резервуара под воздействием внешней среды запишем в дифференциальном виде:

$$Q = \frac{\partial T}{\partial \tau} = \alpha \frac{\partial^2 T}{\partial x^2}, \tag{7}$$

где Q – теплота, Дж; T – температура стенки, К; x – расстояние, мм. В модели отсутствуют внутренние источники теплоты.

Зададим граничные условия 1 рода:

$$x = 0 \qquad T = T_o = f_1(\tau)$$
$$x = s \qquad T = T_s = f_2(\tau)$$

Происходит непрерывный замер значений величин $f_1(\tau)$ и $f_2(\tau)$.

Для решения задачи распределения температур по толщине стенки резервуара s в линейной области для декартовой системы координат применялся метод интегральных преобразований Фурье.

Обозначим $\Theta = T - T_c$, тогда уравнение (7) примет вид

$$\frac{\partial \Theta}{\partial \tau} = \alpha \frac{\partial^2 \Theta}{\partial x^2} \tag{8}$$

При $\tau = 0$, $\Theta = 0$;

$$x = 0,\ \Theta = f_1(\tau) = T_0 - T_c = f_1(\tau) - T_c;$$
$$x = s,\ \Theta = f_2(\tau) = T_s - T_c = f_2(\tau) - T_c.$$

Сущность метода заключается в том, что вместо непосредственного определения функции $\Theta(x,\tau)$ ищем предварительно ее интегральное преобразование $\overline{\Theta}(n,\tau)$, уже независящее от x.

Применим к нашему уравнению метод конечного интегрального преобразования синус-трансформанты Фурье. Найдем решение задачи (8) с помощью преобразования Фурье по переменной x, полагая

$$\overline{\Theta}(n,\tau) = \int_0^s \Theta(x,\tau) \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx, \tag{9}$$

где n = 1, 2, 3…., целые числа .

Для этого умножим обе части уравнения (9) на ядро преобразования и проинтегрируем по x от 0 до s

$$\int_0^s \frac{\partial \Theta}{\partial \tau} \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = \alpha \int_0^s \frac{\partial^2 \Theta}{\partial x^2} \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx \tag{10}$$

В левой части равенства (10) дифференциал и интеграл берется по независимым переменным, поэтому

$$\int_0^s \frac{\partial \Theta}{\partial \tau} \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = \frac{\partial}{\partial \tau} \int_0^s \Theta(x,\tau) \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = \frac{d\Theta(n,\tau)}{d\tau}$$

В правой части равенства (10) вычислим интеграл, применяя дважды формулу интегрирования по частям и используя граничные условия (8)

$$\int_0^s \frac{\partial^2 \Theta}{\partial x^2} \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx =$$
$$\frac{\partial \Theta}{\partial x} \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) \Big|_0^s - \frac{\pi n}{s} \int_0^s \frac{\partial \Theta}{\partial \tau} \cos\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = -$$
$$\frac{\pi n}{s} \Theta \cos\left(\frac{\pi n x}{s}\right) \Big|_0^s - \left(\frac{\pi n}{s}\right)^2 \int_0^s \Theta(x,\tau) \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = \frac{\pi n}{s} [f_1(\tau) - (-1)^n f_2(\tau)] - \left(\frac{\pi n}{s}\right)^2 \overline{\Theta}(n,\tau).$$

Таким образом, вторая частная производная преобразована в искомую функцию. Тем самым запишем упрощенное уравнение теплопроводности

$$\frac{d\overline{\Theta}(n,\tau)}{d\tau} + \frac{\alpha \pi^2 n^2}{s^2} \overline{\Theta}(n,\tau) = \frac{\alpha \pi n}{s} [f_1(\tau) - (-1)^n f_2(\tau)] \tag{11}$$

Наряду с преобразованием нашего дифференциального уравнения (8) следует преобразовать и начальное условие (учитывая при этом, что при $\tau = 0$, $\Theta = 0$)

$$\overline{\Theta}(n,0) = \int_0^s \Theta \sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) dx = 0\ .$$

Решение уравнения (2.12) имеет следующий вид

$$\overline{\Theta}(n,\tau) = \frac{\alpha\pi n}{s}\int_0^\tau exp\left[-\alpha\left(\frac{\pi n}{s}\right)^2(1-\tau)\right][f_1(\tau)-(-1)^n f_2(\tau)]d\tau = 0\,.$$

Окончательно получим выражение для нашей искомой функции, используя формулу обращения для преобразования (9)

$$\Theta(x,\tau) = \frac{2}{s}\sum_{n=1}^{k}\overline{\Theta}(n,\tau)\sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) =$$

$$= \frac{2}{s}\sum_{n=1}^{k}\sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right)\frac{\alpha\pi n}{s}exp\left(\frac{\alpha\pi^2 n^2}{s^2}\tau\right)\int_0^\tau exp\left(\frac{\alpha\pi^2 n^2}{s^2}t\right)[f_1(t)-(-1)^n f_2(t)]dt$$

Применительно к решению краевой задачи нестационарной теплопроводности для горизонтального цилиндра при граничных условиях первого рода на его поверхности x=0 и x = s, окончательно имеем

$$\Theta(x,\tau) = \frac{2}{s}\sum_{n=1}^{k}\sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right)\frac{\alpha\pi n}{s}exp\left(\frac{\alpha\pi^2 n^2}{s^2}\tau\right)\int_0^\tau exp\left(\frac{\alpha\pi^2 n^2}{s^2}\tau\right)[f_1(\tau)-(-1)^n f_2(\tau)]d\tau -$$
$$\frac{2}{\pi}\sum_{n=1}^{k}\frac{1}{n}[f_1(\tau)-(-1)^n f_2(\tau)]\sin\left(\frac{\pi n x}{s}\right) + f_1(\tau)\left(1-\frac{x}{s}\right) + f_2(\tau)\frac{x}{s}\,. \quad (12)$$

Переходим к определению коэффициентов теплоотдачи от стенок резервуара к хранимому топливу. Количество теплоты, отводимое с площади поверхности за промежуток времени $q = \alpha(T_s - T_c)$, равняется теплоте, которая подводится к площади поверхности за промежуток времени вследствие теплопроводности стенок стального резервуара, т.е. $q = -\lambda\, {dT}/{dn}$.

Таким образом

$$\alpha(T_s - T_c) = -\lambda\frac{d\Theta}{dx}, \text{ откуда } \alpha = -\lambda\frac{d\Theta/dx}{(T_s - T_c)}$$

Продифференцировав уравнение (12), найдем $d\Theta/dx$ для значения x = s. Окончательно искомое уравнение для определения коэффициентов теплоотдачи α от стенок резервуара к бензину, будет иметь следующий вид

$$\alpha = \frac{-\lambda\left\{\frac{2\pi^2}{s^3}\sum_{n=1}^{k}\mathrm{n}^2(-1)^n exp\left(\frac{\pi^2 n^2}{s^2}\tau\right)\int_0^\tau exp\left(\frac{\pi^2 n^2}{s^2}t\right)[f_1(t)-(-1)^n f_2(t)]dt\right\}}{(T_s - T_c)} -$$
$$-\frac{\left\{\frac{2}{s}\sum_{n=1}^{k}\mathrm{n}^2(-1)^n[f_1(\tau)-(-1)^n f_2(\tau)] + \frac{f_2(\tau)-f_1(\tau)}{s}\right\}}{(T_s - T_c)}; \quad (13)$$

здесь n = 1, 2, 3…k.

Для стационарного режима уравнение (13) упрощается в уравнение

$$\alpha = \frac{\lambda}{s}\frac{f_1(\tau)-f_2(\tau)}{f_2(\tau)-T_c}. \quad (14)$$

Данное уравнение позволяет рассчитать количество теплоты, переданного от стенки резервуара хранимому моторному топливу в любой точке.

В интерпретации рассмотренного метода запишем уравнение нейронной сети запишем в виде [5]:

$$\alpha = F(w\cdot\lambda + w\cdot s + w\cdot f_1(\tau) + w\cdot f_2(\tau) + w\cdot Tc + \sum w * \Psi) \quad (15)$$

где F – функция активации нейрона, w – вектор весовых коэффициентов, Ψ – вектор переменных окружающей среды.

В работе выбран гиперболический тангенс как функция активации нейронов, с учетом данного условия уравнение нейронной сети, характеризующее теплообмен стенки резервуара с бензином, запишется в виде:

$$\alpha = 1{,}7159\cdot\mathrm{th}\left(\frac{2}{3}\cdot\cdot\left(w_0^{\mu,j} + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot\lambda + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot s + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot f_1^{(\mu-1,j)}(\tau) + \right.\right.$$
$$\left.\left.\sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot f_2^{(\mu-1,j)}(\tau) + + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot T_c^{(\mu-1,j)} + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot f_1^{(\mu-1,j)}(\tau) + \sum_{j=1}^{N_{\mu-1}} w_j^{(\mu,j)}\cdot\Psi\right)\right) \quad (16)$$

Апробация созданного метода машинного зрения для определения температуры топлива «умным нефтескладом» проведена путем сравнения данных эксперимента и рассчитанных

нейронной сетью. Эксперимент проводили на резервуаре, заполненном бензином. Проводился замер температуры окружающего воздуха, бензина в резервуаре, атмосферного давления. Результаты экспериментальных и расчетных значений температура топлива у стенки резервуара приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты экспериментальных и расчётных значений температуры бензина в резервуаре

Время, ч	Температура замер, °С	Температура расчёт нейросетью, °С	Точность расчета,%
8:00	20	20	100%
9:00	23	24	99%
10:00	24	25	99%
11:00	28	27	101%
12:00	30	31	99%
13:00	35	34	99%
14:00	38	37	99%
15:00	42	44	98%
16:00	45	46	99%
17:00	48	52	96%

Созданный метод позволяет нейронной сети видеть температуру топлива с точностью не ниже 98%.

Заключение.

Созданная система обучения «умного нефтесклада» может самостоятельно получать тепловизуальную информацию с поверхности резервуара с применением нейронной сети и машинного зрения, и позволять автономно и в непрерывном режиме выполнять мониторинг температуры топлива. Разработанный метод позволяет нейронной сети видеть температуру топлива с точностью не ниже 98%.

Список источников

1. Левин М.Ю. "Умный нефтесклад" как метод цифровизации в АПК [Текст] / Левин М.Ю., Нагорнов С.А., Левина Е.Ю., Левина Л.В. // Известия Международной академии аграрного образования. 2022. № 61. С. 58-62.

2. Потапов А.С. Системы компьютерного зрения. Учебное пособие. – СПб: Университет ИТМО, 2016. – 161 с.

3. Levin M.Yu. The method of constructing a neural network cascade for simulating virtual sensors in the concept of "smart" oil storage facility for agricultural purposes [Text] / Levin M.Yu., Levina E.Yu., Nagornov S.A. 2020 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). p. 658-662

4. Левин М.Ю. Совершенствование технологии хранения светлых нефтепродуктов с использованием интеллектуального нефтесклада [Текст] / Левин М.Ю., Нагорнов С.А., Левина Е.Ю. // Наука в центральной России. 2019. № 6 (42). С. 84-91.

5. Левин М.Ю. Прогнозирование испарения моторного топлива при хранении с применением нейронных сетей АПК [Текст] / Левин М.Ю., Нагорнов С.А. // Инновационные технологии в науке и образовании. Сборник трудов VI Международной научно-практической конференции. 2018. С. 76-79.

References

1. Levin M.Yu. "Smart oil storage" as a method of digitalization in the agro-industrial complex [Text] / Levin M.Yu., Nagornov S.A., Levina E.Yu., Levina L.V. // Proceedings of the International Academy of Agrarian Education. 2022. No. 61. S. 58-62.

2. Potapov A.S. Computer vision systems. Tutorial. - St. Petersburg: ITMO University, 2016. - 161 p.

3. Levin M. Yu. The method of constructing a neural network cascade for simulating virtual sensors in the concept of "smart" oil storage facility for agricultural purposes [Text] / Levin M.Yu., Levina E.Yu.,

Nagornov S.A. 2020 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). p. 658-662

4. Levin M.Yu. Improving the technology of storing light oil products using an intelligent oil storage [Text] / Levin M.Yu., Nagornov S.A., Levina E.Yu. // Science in Central Russia. 2019. No. 6 (42). pp. 84-91.

5. Levin M.Yu. Forecasting the evaporation of motor fuel during storage using neural networks of the APK [Text] / Levin M.Yu., Nagornov S.A. // Innovative technologies in science and education. Proceedings of the VI International Scientific and Practical Conference. 2018. S. 76-79.

Информация об авторах

М. Ю. Левин – доктор технических науч, профессор; С. А. Нагорнов – доктор технических наук; Е. Ю. Левина – кандидат технических наук, доцент; Л. В. Левина – кандидат физико-математических наук, доцент; И. А. Коваленко – кандидат технических наук, доцент.

Information about the authors

M. Levin - Doctor of Technical Sciences, Professor; S. Nagornov - Doctor of Technical Sciences; E. Levina - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor; L. Levina - Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor; I. Kovalenko - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: all authors have made an equivalent contribution to the preparation of the publication.

The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию (Received): 03.10.2022 Принята к публикации (Accepted): 17.10.2022