

УДК 004.891

РАЗРАБОТКА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ПОЛИМЕРНЫХ МАТЕРИАЛОВ В АДДИТИВНОМ ПРОИЗВОДСТВЕ

Р.Р. Фарахов¹, Р.А. Бурнашев¹, И.А. Насыбуллин¹
А.И. Еникеев¹, М.В. Болсуновская²

¹Казанский (Приволжский) Федеральный Университет

²Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

В работе представлена обучающая интеллектуальная система «Эксперт Полимер» для идентификации частиц, пригодных для 3D-печати. Программный комплекс предназначен для анализа изображений полимерных материалов на производственной площадке с помощью оптики. Планируется, что данная интеллектуальная система будет использоваться в качестве учебного комплекса программ для студентов высших учебных заведений, а также для биоинженеров и материаловедов в научно-производственных целях. В исследовании использовались технологии Интернета вещей (IoT) для получения изображений с оптических измерительных устройств (электронный микроскоп и др.) от пользователей системы и отправки им результатов анализа изображений. Путем взаимодействия электронного микроскопа с созданным программным комплексом выполнялась задача определения количества всех частиц и количества частиц, удовлетворяющих алгоритму 3D-печати. На основании этих данных эксперт принимает решение о возможности использования полимерных частиц для последующей 3D-печати. Для реализации системы использовались современные библиотеки языка программирования Python, а именно Pandas, Direction2 и YOLOv5 и другие.

Ключевые слова: OpenCV, экспертные системы, база знаний, полимеры, 3D-печать, IoT.
DOI: 10.17212/1727-2769-2024-1-76-89

Введение

В последнее время получило широкое распространение решение многих задач обработки информации с помощью интеллектуальных систем. Эти системы были интегрированы в современное общество и его огромное разнообразие видов деятельности. Однако интеллектуальные системы способны работать не только с вычислительными задачами. Их также можно использовать для детального анализа физических и химических явлений, классификации объектов различной формы и характера. Эта классификация объектов включает в себя распознавание их изображений, например фотографий или видеоизображений из источников. Данные получают оптическими измерительными приборами [1]. Кроме того, необходимы технологии для получения образцов с удаленных измерительных приборов. В связи с этим для обработки источников применяются различные интеллектуальные информационные системы, такие как экспертные системы и нейронные сети, а также технологии Интернета вещей для получения выборочных данных непосредственно из источников и отправки результатов анализа проб заказчиком.

В современном обществе, где требуется решение сложных задач, точное и быстрое получение результатов также представляется весьма актуальным.

Работа выполнена при поддержке Программы стратегического академического лидерства Казанского федерального университета (ПРИОРИТЕТ-2030).

© 2024 Фарахов Р.Р., Бурнашев Р.А., Насыбуллин И.А., Еникеев А.И., Болсуновская М.В.

Поэтому была разработана так называемая экспертная система (ЭС). ЭС подразумевает под собой информационную систему, полностью или частично замещающую человека как специалиста в определенной области его профессиональной деятельности [2, 3]. Использование ЭС чрезвычайно велико и очевидно в различных социальных сферах, например в социальных сетях, от медицины (особенно для психоанализа) до космических программ. Считается, что результаты, полученные с помощью ЭС, более точны и позволяют сэкономить время, чем результаты, представленные экспертом. Широкое практическое использование экспертных систем повышает эффективность и достоверность принятия решений профильным специалистом. В последнее время большую актуальность приобрели экспертные системы, основанные на нечеткой логике, которые совершенствуют механизм логического вывода и позволяют принимать решения в неясных ситуациях при работе с неполными данными.

Нейронные сети играют не менее важную роль в интеллектуальных системах. Нейронная сеть представляет собой математическую модель, напоминающую по своему функционированию нейронную сеть живого организма [4, 5]. Эта математическая модель позволяет автоматизировать процессы классификации, прогнозирования и идентификации; управления и декодирования информации; аппроксимации зависимости и др.

Комбинирование различных методов искусственного интеллекта значительно повышает качество принятия решений. Данные знаний ЭС основаны на символических представлениях умений, знаний и опыта человека (т.е. явном представлении знаний), тогда как в нейронных сетях знания не могут существовать без преобразований в форме, понятной любому человеку. Однако, обладая знаниями для решения сложных задач, нейронная сеть не может объяснить, почему было получено именно это решение [6].

ЭС и нейронные сети можно комбинировать друг с другом. Обученные нейронные сети способны быстро выполнять вычисления и выдавать результаты для плохо формализуемых задач. Полученный вывод может быть использован экспертной системой для повышения эффективности принятия решений.

Эта комбинация ЭС и нейронной сети включает «Анализ полимеров», прототип программного обеспечения, созданного нами и предназначенного для того, чтобы помочь биоинженерам идентифицировать полимерные частицы, подходящие для 3D-печати в рамках определенного алгоритма [7, 8]. Однако при разработке программы-прототипа выявляются определенные недостатки в получении более качественного и корректного результата идентификации полимерных частиц [9]. Для получения качественного изображения частиц необходимо, на наш взгляд, обратиться к технологиям, именуемым Интернетом вещей.

Интернет вещей [10] представляет собой концепцию сети передачи данных между физическими объектами («вещами»), оснащенными встроенными средствами и технологиями для взаимодействия друг с другом или с внешней средой. Мы предполагаем, что такие сети способствуют реструктуризации экономических и социальных процессов и устранению необходимости частичного участия человека в действиях и операциях. Измерительные инструменты, обеспечивающие преобразование данных в машиночитаемые данные и тем самым наполняющие вычислительную среду значимой информацией, имеют большое значение в Интернете вещей.

В настоящее время используется широкий класс измерительных приборов, включающий как простейшие датчики (температуры, давления, освещенности), приборы учета потребления (интеллектуальные счетчики), так и сложные интегрированные измерительные системы. В рамках концепции Интернета вещей

основополагающей является интеграция в сеть измерительных приборов (таких как беспроводные сетевые датчики, измерительные комплексы), благодаря чему можно разрабатывать системы межмашинного взаимодействия.

Более того, Интернет вещей включает в себя класс оптических измерительных устройств, таких как электронный микроскоп. Это прибор, позволяющий получать изображения объекта с максимальным разрешением до 106 раз, который, в отличие от оптического микроскопа с его световым потоком, формирует пучок электронов с полной энергией 200 эВ – 400 кэВ и более (например, высокоразрешающие трансмиссионные электронные микроскопы с ускоряющим напряжением 1 МВ).

Чтобы начать это исследование, мы разработали программное приложение посредством интеграции алгоритмов нечеткой логики.

1. Методы исследования

Для достижения вышеуказанной цели можно наметить следующий алгоритм:

- анализ тематики SLS 3D-печати;
- сформировать и спроектировать UML-диаграмму;
- разработать базу знаний экспертной системы по правилам нечеткого вывода;
- создать и обучить нейронную сеть, идентифицирующую частицы порошка по отдельности;
- сформулировать концепцию передачи данных и изображений из электронного микроскопа в программное обеспечение и наоборот;
- внедрить программный компонент, определяющий характеристики одиночных частиц;
- интеграция и взаимосвязь внедренных программных компонентов в единую программную платформу.

В первую очередь, для изучения основных физико-механических свойств полимерных частиц, необходимых для данного исследования, мы обратились к научному опыту, представленному в работах специалистов различной тематики, просмотрели и проанализировали соответствующую научно-техническую литературу. Также, чтобы узнать мнение экспертов, мы провели ряд бесед, рассмотрели все различные предложенные ими решения и соответственно изучили свойства полимеров, отмеченных как наиболее значимые.

Во-вторых, для обработки изображений и текста использовался современный язык программирования Python. Для создания клиент-серверной части обработки изображений полимерных частиц использовался фреймворк Django. Современные библиотеки языка программирования Python широко используются в большинстве сложных проектов, таких как компьютерное зрение, искусственный интеллект, машинное обучение, глубокое обучение и т. д. Также одним из основных положительных моментов языка Python является его кроссплатформенность (совместимость с разными операционными системами).

И в заключение: обнаружение полимерных частиц (объектов) на графическом изображении выполняется с использованием современных библиотек Detectron2 и OpenCV [11]. Библиотека включает самые совершенные алгоритмы обнаружения, идентификации и сегментации объектов с элементами компьютерного зрения.

Для формулировки концепции получения данных с электронного микроскопа были рассмотрены и исследованы технологии Интернета вещей, а именно микроконтроллер Arduino, электронные микроскопы с детектированием LiDAR (Light Detecting and Ranging) и встроенные в них измерительные датчики. Для передачи данных между устройствами будет использоваться протокол MQTT (message

queuing telemetry transport) (рис. 1). Это упрощенный сетевой протокол, работающий поверх TCP/IP и ориентированный на обмен сообщениями между устройствами на основе шаблона издатель–подписчик (pub/sub).

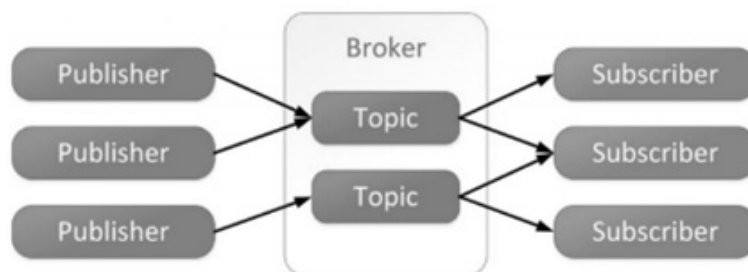


Рис. 1 – Схема MQTT

Fig. 1 – MQTT scheme

2. Подготовка к исследованию

Анализ области знаний SLS 3D-печати. На первом этапе было проведено исследование метода 3D-печати селективного лазерного спекания (SLS) со специалистами в данной области.

Селективное лазерное спекание (SLS) представляет собой процесс аддитивного производства, относящийся к широкому спектру методов синтеза на подложке [12]. В SLS лазер избирательно спекает частицы полимерного порошка, сплавляя их друг с другом и тем самым создавая слой за слоем. В качестве конструкционного материала используются гранулированные термопластичные полимеры.

Основная задача текущего проекта – идентифицировать частицы, подходящие для 3D-печати. Задача детектирования частиц имеет прямое практическое применение – необходимо оптимизировать ресурсы, затрачиваемые в 3D-печати на построение некоторых материалов, а не печатать их, если материалы (в данном случае полимеры) не обладают свойствами, пригодными для дальнейшей их эксплуатации. Сложность задачи заключается в том, что по неформализованным данным, представляющим собой изображения полимерных частиц, полученные с помощью электронного микроскопа, необходимо определить количество всех частиц и количество частиц, удовлетворяющих алгоритму 3D-печати, и на основании этих данных принять решение о возможности использования частиц для 3D-печати.

В результате анализа (изучения соответствующей литературы [12–14] и обсуждения проблем со специалистами предметной области) были выявлены следующие свойства полимерных частиц, влияющие на процесс спекания:

- дисперсность (размер частиц) полимеров;
- шероховатость поверхности частиц;
- округлость частиц;
- температура спекания.

Эти основные свойства необходимо учитывать при составлении результата работы программы, т. е. рекомендаций по печати изделия.

Поясним вышеперечисленные факторы, влияющие на процесс спекания. Большинство лазеров работает по методологии спекания полимерных частиц в процессе 3D-печати. Мощность лазеров чаще всего фиксирована (задействован

определенный алгоритм), т. е. определенное количество энергии выделяется лазером за определенный промежуток времени:

$$P = \frac{\Delta Q}{\Delta T} = \text{const} \Rightarrow \{\Delta t = \text{const} P = \text{const} \Rightarrow \Delta Q\}. \quad (1)$$

Энергия тратится на процесс спекания полимеров, и так образуются материалы. Можно предположить, что чем больше размер частиц полимеров одинаковой молекулярной массы, тем больше энергии требуется для нагрева частиц до определенной температуры спекания: $Q \propto m$, $m \propto V$, $M = \text{const}$. Таким образом, крупные частицы могут не успеть нагреться до определенной температуры спекания, поэтому качество материала, созданного с помощью 3D-печати, может заметно отличаться от ожидаемого результата в худшую сторону. Поэтому важно оценить примерное количество полимерных частиц, не соответствующих конфигурациям 3D-печати, чтобы можно было принять решение о возможности использования выбранных полимеров.

3. Модель и реализация

В качестве основного языка программирования был выбран Python, так как он является кроссплатформенным, гибким и имеет богатый набор готовых решений в виде библиотек и фреймворков, в частности в области нейронных сетей и компьютерного зрения (рис. 2).

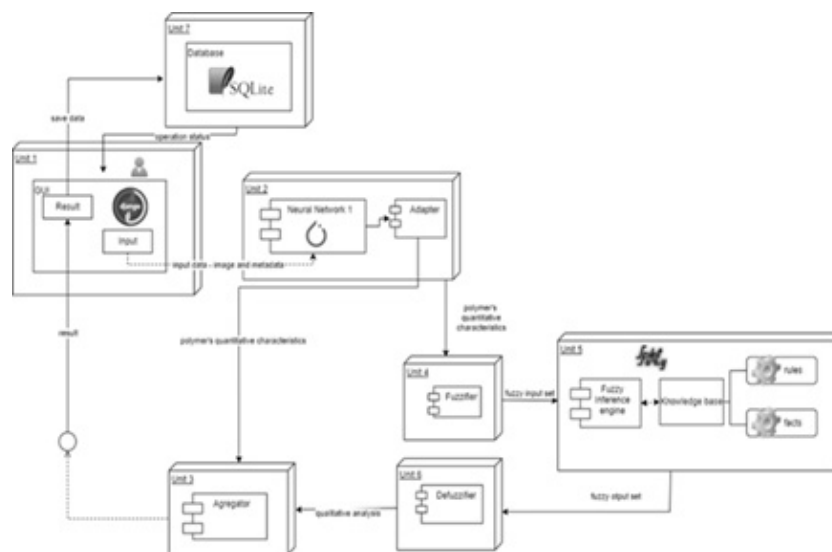


Рис. 2 – Схема модуля

Fig. 2 – Module diagram

Формирование и построение UML-диаграммы. Разработка базы знаний экспертной системы с нечеткими правилами вывода состоит из следующих модулей.

Unit 1 состоит из графического интерфейса пользователя, с которым может взаимодействовать пользователь; в зависимости от действий Unit 1 может получить доступ как к Unit 8, так и к Unit 2. Unit 1 написан с использованием фреймворка Django – облегченного фреймворка для создания веб-приложений с возможностью стилизации GUI.

Unit 2 состоит из нейронной сети № 1 и программного компонента адаптера. Нейронная сеть № 1 принимает черно-белое изображение, полученное с электронного микроскопа пользователя системы полимерных частиц, и дополнительные метаданные, необходимые для распознавания частиц. Обнаруженные частицы обрабатываются адаптером, и на выходе адаптера формируется набор обнаруженных характеристик для каждой частицы, который подается на вход Unit 3 и Unit 1. Для создания нейросети используется фреймворк для PyTorch.

Unit 3 – модуль агрегатора данных – агрегирует данные, полученные от нейросетевого адаптера (изображение с распознанными частицами, количество распознанных частиц и количество частиц, удовлетворяющих требованию дисперсии) и от модуля экспертной системы (значение качества для всех частиц).

Unit 4–6 представляют собой экспертную систему с базой знаний и правилами вывода; реализовано через библиотеку scikit-fuzzy [4].

Unit 7 представляет собой модуль базы данных, в котором хранятся результаты расчетов и пользовательские данные. Для этой цели была выбрана легковесная встроенная реляционная база данных SQLite.

Далее осуществляется создание базы знаний с правилами вывода.

В табл. 1 показаны лингвистические переменные, которые используются в экспертной системе для нечеткого вывода:

- форма (сферичность), как числовая величина, представляет собой отношение площади распознанной частицы (прямоугольника) к площади круга (квадрата) S_r , аппроксимируемого этой частице – $1/(S/S_r - 1)$. Чем он ближе к нулевому значению, тем более сферической является частица;
- гладкость поверхности – это отношение шума изображения; средняя яркость шума в частицах вычисляется техническими средствами $\in (0,1)$;
- пользователь системы вводит значение температуры спекания [5].

Таблица 1/Table 1

Формирование лингвистических переменных Formation of linguistic variables

Criteria	Linguistic Variable	The Boundary for Belonging to a Set	Function Type $f(x)$	[a, b]
Shape (sphericity) – The ratio of the area	not spherical	$ x > \varepsilon_1$	double triangular	(-1,1)
	less spherical	$\varepsilon_1 \leq x \leq \varepsilon_2$		
	spherical	$ x < \varepsilon_1$		
Surface smoothness (Image noise ratio)	not smooth	$x > \varepsilon_1$	trapezoidal	(0,1)
	less smooth	$\varepsilon_1 \leq x \leq \varepsilon_2$		
	smoother	$x < \varepsilon_1$		
Sintering temperature °C	low	$x < 150$	trapezoidal	[120,210]
	acceptable	$150 \leq x \leq 180$		
	high	$x > 180$		

Тип функции $f(x)$ табл. 1 – это степень принадлежности x к набору X лингвистических терминов. Помимо стандартных функций (треугольной, трапецевидной и гауссовой) можно выбрать любую другую нестандартную функцию [6], удовлетворяющую ограничению $f(x) \in [0,1]$.

Таблица 2/Table 2

Формирование базы правил
Formation of a rule base

Form	Smoothness	Temperature	Item Quality
Not spherical less spherical	Not smooth, less smooth	Low, Medium, High	Low
Not spherical	Smooth	Low, high	
Spherical	Not smooth	Low, high	
Not spherical	Smooth	Average	Average
Spherical	Not smooth		
Less spherical	Less smooth		
Less spherical	Smooth	Low, high	
Spherical	Smooth		
Less spherical, spherical	Smooth	Average	High
Spherical	Less smooth		
Spherical	Smooth	Low, Medium, High	

Для формирования базы правил было сделано следующее.

Каждой лингвистической переменной $x_{ij} \in X_j$ было присвоено значение $y_i \in R$:

$$h_i: X_i \rightarrow R, y_i = h_i(x_j), x_j \in X_i \quad (2)$$

Таблица 3/Table 3

Формирование базы правил
Formation of a rule base

Characteristic (X_j)	Linguistic Variable (x_j)	Real Value (y_j)
Form	Not spherical	0
	Less spherical	1
	Spherical	2
Smoothness	Not smooth	0
	Less smooth	1
	Smooth	2
Temperature	Low	0
	Average	1
	High	0

Далее вычислялась сумма входных правил:

$$\sigma_{i_1 i_2 i_3} = 3x_{i_1 1} + 3x_{i_2 2} + x_{i_3 3} \sigma_{i_1 i_2 i_3} \in [0, 13], \quad (3)$$

где σ – сумма входных правил; x – лингвистическая переменная.

В зависимости от полученного значения определялся результат логического вывода для принятия решения при печати 3D-объекта (табл. 4).

Кроме того, этот электронный микроскоп должен быть оснащен камерой для видео- и фотофиксации и датчиком LiDAR (Light Detecting and Ranging) для обнаружения и фиксации размеров объектов (рис. 3).

Данные, полученные от LiDAR и камеры, отправляются на компьютер пользователя и передаются в интеллектуальную систему через Интернет.



Рис. 3 – Электронный микроскоп

Fig. 3 – Electron microscope

Таблица 4/Table 4

Формирование таблицы вывода 3D объекта результатов
Formation of the output table of the 3D results object

Item Quality	$\sigma_{h^2i_3} \in$
Low	[0,7]
Average	[7,10]
High	[10,13]

Создание и обучение нейронной сети, распознающей отдельные частицы порошка. Для распознавания отдельных частиц на изображении использовалась модель нейрокомпьютерного зрения YOLOv5 (You Only Look Once) [15]. Он предназначен для обнаружения объектов на изображении в режиме реального времени. Была выбрана версия модели (yolov5l), позволяющая обрабатывать одно изображение на процессоре за 0,043 секунды, и которой достаточно для обработки изображения в ручном режиме (загрузка изображений из файла).

Графические изображения были разделены на обучающую и тестовую выборки. Тренировка проводилась в 300 циклов и занимала около одного часа. Обученная модель достигла 0,75 F1 на выборке тестовых данных.

Для включения сети распознавания частиц был написан класс-обертка. На входе ожидается изображение, а на выходе – DataFrame, который содержит следующие характеристики каждой частицы с изображения: округлость, шероховатость, размер частицы в микронах. Округлость рассчитывается по формуле: $S_{pr}/S_q = (w \cdot h) / (((w+h)/2)^2) = (4 \cdot w \cdot h) / (w+h)^2$. За размер принималась самая широкая сторона прямоугольника, в который вписана частица. Шероховатость определялась путем нахождения границ на изображении: чем больше найдено граней, тем большую шероховатость имеет частица.

Для включения сети распознавания частиц был написан класс-обертка. На входе ожидается изображение, а на выходе ожидается DataFrame, который содержит следующие характеристики каждой частицы из изображения.

Для аутентификации пользователя и возможности предоставления сохраненных им результатов расчетов было решено использовать oauth2, а именно аутентификацию с учетной записью Google.

После входа в приложение пользователь попадает на главную страницу, где может ввести данные и получить результат (рис. 4, 5, табл. 5).

Description of the picture

Data for solving the problem

Рис. 4 – Ввод данных для решения задач обнаружения полимерных частиц

Fig. 4 – Data input for solving polymer particle detection problems

Result

Image with recognized particles

Graph of distribution of EC values for particles

Number of all recognized particles:

The number of particles that meet the dispersion requirement:

Average value given by ES:

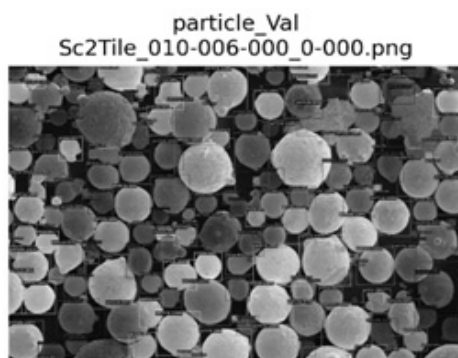


Рис. 5 – Вывод результата решения задач по идентификации полимерных частиц

Fig. 5 – Conclusion of the result of solving problems on the identification of polymer particles

Таблица 5/Table 5

Результаты тестирования нейронной сети
Neural network testing results

Indicator	Results	Verification Date
A1	Smooth; high; positive	November 21, 2022
A3	Not smooth; low; negative	November 21, 2022
A3	Not smooth; Average; negative	November 22, 2022
.....
AN	Smooth; average; positive	January 30, 2023

Для вывода необходимых шаблонов используется адресация, которая прописана в специальном fileurls.py:

```

STUB_THRESHOLD_DISP_COUNT_RATIO = .9
from Django.urls import path
from . import views
from django.views.generic import TemplateView

urlpatterns = {
    path('login',          TemplateView.as_view(template_name=
"main.html")),
    path('', views.index),
    path('save', views.save),
    path('history', views.history),
    path('calculate', views.calculate)
}

```

4. Заключение

Проведенное исследование представляет собой разработку образовательной интеллектуальной системы, направленной на идентификацию частиц, пригодных для 3D-печати. Полученные результаты позволяют констатировать, что система может найти практическое применение, улучшить качество обработки и вывода с использованием элементов искусственного интеллекта в области 3D-печати. Созданная система позволит принимать решения в тех случаях, когда материалы (в частности полимеры) не обладают необходимыми свойствами и особенностями. Система, на наш взгляд, может быть внедрена и в учебный процесс ряда образовательных учреждений.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Amiri S., Salimzadeh S., Belloum A.S.Z.** A survey of scalable deep learning frameworks // 2019 15th International Conference on eScience (eScience). – IEEE, 2019. – P. 650–651. – DOI: 10.1109/eScience.2019.00102.
2. Building a fuzzy expert system for assessing the severity of pneumonia / R. Burnashev, A. Enikeeva, I.F. Amer, A. Akhmedova, M. Bolsunovskaya, A. Enikeev // Lecture Notes in Networks and Systems. – Springer, 2023. – Vol. 544. – P. 380–396.

3. **Burnashev R.A., Enikeev I.A., Enikeev A.I.** Design and implementation of integrated development environment for building rule-based expert systems // 2020 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon), Vladivostok, Russia. – IEEE, 2020. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/FarEastCon50210.2020.9271143.
4. **Singh P.** Machine learning deployment as a web service // Singh P. Deploy machine learning models to production. – Springer, 2021. – P. 67–90.
5. Mask R-CNN / K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy. – IEEE, 2017. – P. 2980–2988. – DOI: 10.1109/ICCV.2017.322.
6. **Gibadullin R., Marushkai N.** Development of predictive CNN based model for vital signs alerts // 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), Sochi, Russia. – IEEE, 2021. – P. 404–409. – DOI: 10.1109/ICIEAM51226.2021.9446354.
7. **Shahrubudin N., Lee T., Ramlan R.** An overview on 3D printing technology: technological, materials, and applications // Procedia Manufacturing. – 2019. – Vol. 35. – P. 1286–1296. – DOI: 10.1016/j.promfg.2019.06.089.
8. **Emblem A.** Plastics properties for packaging materials // Packaging Technology. – Woodhead Publishing, 2012. – Ch. 13. – P. 287–309. – DOI: 10.1533/9780857095701.2.287.
9. Preparation and thermal properties of polystyrene/silica nanocomposites / O. Bera, B. Pilić, J. Pavličević, M. Jovičić, B. Holló, K. Mészáros Szécsényi, M. Špírkova // Thermochemica Acta. – 2011. – Vol. 515 (1–2). – P. 1–5. – DOI: 10.1016/j.tca.2010.12.006.
10. **Li S., Xu L.D., Zhao S.** The internet of things: a survey // Information Systems Frontiers. – 2015. – Vol. 17. – P. 243–259.
11. **Bradski G.** OpenCV Library // Dr. Dobb's Journal of Software Tools. – 2000. – Vol. 25 (11). – P. 120, 122–125.
12. **Geyer R., Jambeck J., Law K.** Production, use, and fate of all plastics ever made // Science Advances. – 2017. – Vol. 3 (7). – P. e1700782. – DOI: 10.1126/sciadv.1700782.
13. **Sagar M., Elangovan K.** Consolidation & factors influencing sintering process in polymer powder based additive manufacturing // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2017. – Vol. 225. – DOI: 10.1088/1757-899X/225/1/012075.
14. **Rakhmatullin A.K., Gibadullin R.F.** Synthesis and analysis of elementary algorithms for a differential neural computer // Lobachevskii Journal of Mathematics. – 2022. – Vol. 43. – P. 473–483. – DOI: 10.1134/S1995080222050225.
15. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios / X. Zhu, S. Lyu, X. Wang, Q. Zhao // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), Montreal, BC, Canada. – IEEE, 2021. – P. 2778–2788. – DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00312.

DEVELOPMENT OF AN EDUCATIONAL INTELLIGENT SYSTEM FOR ANALYSIS OF POLYMER MATERIALS IN ADDITIVE MANUFACTURING

**Farahov R.R.¹, Burnashev R.A.¹, Nasybullin I.A.¹
Enikeev A.I.¹, Bolsunovskaya M.V.²**

¹Kazan (Volga region) Federal University

²Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

The work presents the “Expert Polymer” educational intelligent system for identifying particles suitable for 3D printing. The software package is designed to analyze images of polymer materials on a production site using optics. It is planned that this intelligent system will be used as an educational set of programs for students of higher educational institutions, as well as for bio-engineers and materials scientists for scientific and production purposes. The study used Internet of Things (IoT) technologies to obtain images from optical measurement devices (electron micro-

scope, etc.) from system users and send them the results of image analysis. By interacting the electron microscope with the created software package, the task of determining the number of all particles and the number of particles that satisfy the 3D printing algorithm was performed. Based on these data, the expert makes a decision on the possibility of using polymer particles for subsequent 3D printing. To implement the system, modern libraries of the Python programming language were used, namely Pandas, Direction2 and YOLOv5 and others.

Keywords: OpenCV, expert systems, knowledge base, polymers, 3D printing, IoT.

DOI: 10.17212/1727-2769-2024-1-76-89

REFERENCES

1. Amiri S., Salimzadeh S., Belloum A.S.Z. A survey of scalable deep learning frameworks. *2019 15th International Conference on eScience (eScience)*. IEEE, 2019, pp. 650–651. DOI: 10.1109/eScience.2019.00102.
2. Burnashev R., Enikeeva A., Amer I.F., Akhmedova A., Bolsunovskaya M., Enikeev A. Building a fuzzy expert system for assessing the severity of pneumonia. *Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, 2023, vol. 544, pp. 380–396.
3. Burnashev R.A., Enikeev I.A., Enikeev A.I. Design and implementation of integrated development environment for building rule-based expert systems. *2020 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon)*, Vladivostok, Russia, 2020, pp. 1–4. DOI: 10.1109/FarEastCon50210.2020.9271143.
4. Singh P. Machine learning deployment as a web service. Singh P. *Deploy machine learning models to production*. Springer, 2021, pp. 67–90.
5. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask R-CNN. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, Italy, 2017, pp. 2980–2988. DOI: 10.1109/ICCV.2017.322.
6. Gibadullin R., Marushkai N. Development of predictive CNN based model for vital signs alerts. *2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*, Sochi, Russia, 2021, pp. 404–409. DOI: 10.1109/ICIEAM51226.2021.9446354.
7. Shahrubudin N., Lee T., Ramlan R. An overview on 3D printing technology: technological, materials, and applications. *Procedia Manufacturing*, 2019, vol. 35, pp. 1286–1296. DOI: 10.1016/j.promfg.2019.06.089.
8. Emblem A. Plastics properties for packaging materials. *Packaging Technology*. Woodhead Publishing, 2012, ch. 13, pp. 287–309. DOI: 10.1533/9780857095701.2.287.
9. Bera O., Pilić B., Pavličević J., Jovičić M., Holló B., Mészáros Szécsényi K., Špírkova M. Preparation and thermal properties of polystyrene/silica nanocomposites. *Thermochimica Acta*, 2011, vol. 515 (1–2), pp. 1–5. DOI: 10.1016/j.tca.2010.12.006.
10. Li S., Xu L.D., Zhao S. The internet of things: a survey. *Information Systems Frontiers*, 2015, vol. 17, pp. 243–259.
11. Bradski G. OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000, vol. 25 (11), pp. 120, 122–125.
12. Geyer R., Jambeck J., Law K. Production, use, and fate of all plastics ever made. *Science Advances*, 2017, vol. 3 (7), p. e1700782. DOI: 10.1126/sciadv.1700782.
13. Sagar M., Elangovan K. Consolidation & factors influencing sintering process in polymer powder based additive manufacturing. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2017, vol. 225. DOI: 10.1088/1757-899X/225/1/012075.
14. Rakhmatullin A.K., Gibadullin R.F. Synthesis and analysis of elementary algorithms for a differential neural computer. *Lobachevskii Journal of Mathematics*, 2022, vol. 43, pp. 473–483. DOI: 10.1134/S1995080222050225.
15. Zhu X., Lyu S., Wang X., Zhao Q. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios. *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops*, Montreal, BC, Canada, 2021, pp. 2778–2788. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00312.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



Фарахов Рустам Ринатович – родился в 1993 году, ассистент кафедры анализа данных и технологий программирования, Институт вычислительной математики и информационных технологий, Казанский (Приволжский) университет. Область научных интересов: экспертные системы, интернет вещей. Опубликовано 12 научных работ. (Адрес: 420000, Россия, Казань, ул. Кремлёвская, 35. E-mail: rus-wing-dark@mail.ru).

Farahov Rustam Rinatovich (b. 1993) – no degree Assistant at the Department of Data Analysis and Programming Technologies, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan (Volga Region) University. His research interests are currently focused on expert systems and internet of things. He is author of 12 scientific papers. (Address: 35, Kremlevskaya st., Kazan, 420000, Russia. E-mail: rus-wing-dark@mail.ru).



Бурнашев Рустам Арифович – родился в 1989 году, канд. техн. наук, доцент кафедры анализа данных и технологий программирования, Институт вычислительной математики и информационных технологий, Казанский (Приволжский) университет. Область научных интересов: экспертные системы, анализ данных, нечеткая логика. Опубликовано 40 научных работ. (Адрес: 420000, Россия, Казань, ул. Кремлёвская, 35. E-mail: r.burnashev@inbox.ru).

Burnashev Rustam Arifovich (b. 1989) – Candidate of Sciences (Eng.), Associate Professor, Department of Data Analysis and Programming Technologies, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan (Volga Region) University. His research interests are currently focused on expert systems, data analysis, fuzzy logic. He is author of 40 scientific papers. (Address: 35, Kremlevskaya st., Kazan, 420000, Russia. E-mail: r.burnashev@inbox.ru).



Насыбуллин Ильнур Анасович – родился в 2000 году, студент кафедры анализа данных и технологий программирования, Институт вычислительной математики и информационных технологий, Казанский (Приволжский) университет. Область научных интересов: экспертные системы, анализ данных, нечеткая логика. Опубликовано четыре научные работы. (Адрес: 420000, Россия, Казань, ул. Кремлёвская, 35. E-mail: ianasybullin@stud.kpfu.ru).

Nasibullin Inur Anasovich (b. 2000) – student of Department of Data Analysis and Programming Technologies, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan (Volga Region) University. His research interests are currently focused on expert systems, data analysis, fuzzy logic. He is author of 4 scientific papers. (Address: 35, Kremlevskaya st., Kazan, 420000, Russia. E-mail: ianasybullin@stud.kpfu.ru).



Еникеев Арслан Ильясович – родился в 1947 году, канд. техн. наук, доцент кафедры анализа данных и технологий программирования, Институт вычислительной математики и информационных технологий, Казанский (Приволжский) университет. Область научных интересов: экспертные системы, анализ данных, нечеткая логика. Опубликовано 40 научных работ. (Адрес: 420000, Россия, Казань, ул. Кремлёвская, 35. E-mail: a_eniki@inbox.ru).

Enikeev Arslan Ilyasovich (b. 1947) – Candidate of Sciences (Eng.), Associate Professor, Department of Data Analysis and Programming Technologies, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan (Volga Region) University. His research interests are currently focused on expert systems, data analysis, fuzzy logic. He is author of 40 scientific papers. (Address: 35, Kremlevskaya st., Kazan, 420000, Russia. E-mail: a_eniki@inbox.ru).



Болсуновская Марина Владимировна – родилась в 1966 году, канд. техн. наук, доцент, Институт компьютерных наук и технологий, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого. Область научных интересов: обработка изображений, трехмерное моделирование, проектирование информационных систем и баз данных, управление проектами. Опубликовано 40 научных работ. (Адрес: 194064, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29В. E-mail: bolsun_hht@mail.ru).

Bolsunovskaya Marina Vladimirovna (b. 1966) – Ph.D., Associate Professor, Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University. His research interests are currently focused on expert systems, data analysis, fuzzy logic. She is author of 40 scientific papers. (Address: 29V, st. Politekhnikeskaya, Sankt Petersburg, 420000, Russia. E-mail: bolsun_hht@mail.ru).

Статья поступила 25 сентября 2023 г.

Received September 25, 2023

To Reference:

Farahov R.R., Burnashev R.A., Nasybullin I.A., Enikeev A.I., Bolsunovskaya M.V. Razrabotka obrazovatel'noi intellektual'noi sistemy analiza polimernykh materialov v additivnom proizvodstve [Development of an educational intelligent system for analysis of polymer materials in additive manufacturing]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii = Proceedings of the Russian higher school Academy of sciences*, 2024, no. 1 (62), pp. 76–89. DOI: 10.17212/1727-2769-2024-1-76-89.