

technologies can convert whey waste into valuable components. Fermentation is also a cost-effective solution for the production and development of products such as functional drinks.

Recently, many new whey-based drinks have been developed containing fruits, herbal supplements and other ingredients. However, a number of problems may arise during the production of such drinks, including crystallization of lactose during storage in the refrigerator, coagulation of protein during heat treatment, and the appearance of a salty-sour taste due to the high mineral content. To overcome these problems, different processing methods should be used at different stages of the production process.

Key words: *whey, drinks, curdled milk, coagulation*

УДК: 664.8/9

ИЗУЧЕНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ПРОДУКТОВ НА ПРИМЕРЕ ПИЩЕВЫХ КОНЦЕНТРАТОВ

Шафрай Антон Валерьевич, канд. техн. наук, доцент, заведующий кафедрой инженерного дизайна, ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный университет», e-mail: shafraia@mail.ru

Попов Анатолий Михайлович, д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры мехатроники и автоматизации технологических систем, ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный университет», e-mail: popov4116@yandex.ru

Плотников Константин Борисович, д-р техн. наук, доцент, доцент кафедры мехатроники и автоматизации технологических систем, ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный университет», e-mail: k.b.plotnikov.rf@gmail.com

Косинов Виталий Сергеевич, магистрант кафедры мехатроники и автоматизации технологических систем, ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный университет», e-mail: kosinov_vs@mail.ru

Плотникова Ирина Олеговна, канд. техн. наук, старший преподаватель кафедры Агроинженерия, ФГБОУ ВО «Кузбасская государственная сельскохозяйственная академия», e-mail: ermilova-io@mail.ru

ФГБОУ ВО Кемеровский государственный университет,
Россия, г. Кемерово, e-mail: rector@kemsu.ru

Аннотация. В работе изучена возможность применения методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей для проектирования продуктов питания на примере пищевых концентратов, в частности гранулированных киселей. Это можно использовать на производстве при возникновении некоторых задач: разработки продукта с заданными свойствами и показателями качества,

разработки продукта из имеющегося сырья, разработки продукта для имеющегося оборудования.

При проектировании продукта могут возникать задачи трех типов: регрессии (или предсказания), классификации и кластеризации. Задачи регрессии решаются с помощью методов линейной регрессии, полиномиальной регрессии, деревьев и лесов, и их ансамблей; классификации с помощью kNN, деревьев и лесов, линейных классификаторов, наивного Байеса и их ансамблей; задача кластеризации с помощью алгоритмов FOREL, k-means, c-means, связанных компонент и других. Использование методов искусственного интеллекта возможно только при наличии данных, описывающих объекты исследования. Такие данные обрабатываются и укомплектовываются в датасеты или наборы данных.

В исследовании описываются семь объектов (продукт, сырье, оборудование, рецепт, процесс, экономическая эффективность производства, формирование качества) для которых должно производиться моделирование, какие данные и из каких источников необходимы.

В заключении рассмотрены последовательности, в которых следует разрабатывать модели для определенных задач, и составлена принципиальная схема моделирования при проектировании продукта. Точками начала моделирования могут быть объекты: продукт, сырье и оборудование. Они же могут быть промежуточными объектами, наравне с рецептом и процессами. Любая цепь моделирования заканчивается оценкой экономической эффективности производства проектируемого продукта. Этапом обратной связи является проверка формирования качества. Таким образом доказана возможность и последовательность применения методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей для проектирования продуктов при моделировании пищевых производств.

Ключевые слова: машинное обучение, искусственные нейронные сети, гранулирование, пищевые концентраты, моделирование, пищевая инженерия.

Введение. Способность быстро реагировать на изменение рыночной ситуации, предлагать рынку востребованные продукты, в первую очередь, свойственна предприятиям малого и среднего бизнеса. Если они могут за короткий промежуток времени перестроить технологические процессы, начать выпуск другого продукта, например, функциональный пищевой концентрат для увеличения выносливости или укрепления иммунитета, то такие производства будут иметь устойчивое развитие, а следовательно, развивать региональную и федеральную экономику.

Чтобы иметь такие преимущества, нужно уже на этапе проектирования производства закладывать возможность расширения продуктовой линейки или изменения выпускаемого ассортимента. Это трудная задача и решить ее при проектировании малых и средних производств достаточно сложно, в данном случае необходимо рассматривать производство как систему. Достаточно подробно эту задачу исследовали в работах по химическим технологиям.

Большой вклад в решение задач по моделированию, оптимизации и синтезу систем внесли Аврорин Е.Н., Красовский А.А., Матросов В.М., Прангишвили И.В., Баженов Ю.М., Комохов В.Г., Соломатов В.И., Соколова Ю.А., Чернышов Е.М., Федосов С.В., Воскресенский Е.В., Бобрышев А.Н., Воробьев В.А., Ерофеев В.Т., Селяев В.П., Черкасов В.Д., Андрейченко К.П., Данилов А.М., Иващенко Ю.Г., Королев Е.В., Петров С.В. и др. Проблемой интегрированного проектирования химико-технологических процессов, аппаратов, технологических схем и систем автоматического управления режимами их функционирования ставилась и частично решалась в работах Кафарова В.В., Девятова Б.Н., Grossmann I.E., Pistikopoulos E.N., Morari M., Островского Г.М., Бодрова В.И., Дьяконова С.Г., Егорова А.Ф., Малыгина Е.Н., Зиятдинова Н.Н., Лабутина А.Н. и многих других отечественных и зарубежных авторов (Балыхин et al., 2022; Галстян, et al. 2019; Дьяконов, et al. 2010; Егоров, et al. 2003; Коденцова, et al. 2022; Лисицын, et al. 2021; Малыгин, et al. 2003; Малыгин, et al. 2005; Островский, et al. 2008; Перов, et al. 2021; Семипятный, et al. 2022; Тутельян, et al. 2021).

Решаемые в этих научных работах проблемы относятся к задачам оптимизации и решаются, в основном, с помощью методов линейного или нелинейного программирования, при этом рассматриваются достаточно ограниченное количество параметров, в виду сложности получаемых уравнений. Использование технологий искусственного интеллекта должно помочь нивелировать эти ограничения.

Существует множество видов технологий искусственного интеллекта все они в разной степени могут быть применены для проектирования продуктов или производств. Поскольку для решения таких вопросов требуется манипулировать большими объемами данных, хранящих свойства ингредиентов, характеристики оборудования, протекающих процессов и т.д., решать задачи регрессии, классификации, кластеризации в разных местах, то в этом случае наилучшим образом подойдут методы машинного обучения (machine learning, ML) и искусственных нейронных сетей (artificial neural networks, ANN).

Для изучения общей картины, можно рассмотреть количество публикаций в год в изданиях, включенных в Web of Science Core Collection, посвященных ML и ANN. Оно увеличивается почти на десять тысяч в год (за исключением эпидемии 2020 года). В прошлом году их количество составило 66 тысяч. Но публикации не распределены по отраслям науки равномерно. Лидеры, это отрасли: электроника и компьютерные науки, имеют по 122 и 116 тысяч публикаций с 1975 года по настоящее время соответственно. Публикаций в пищевых науках всего 2 тысячи, начиная с 1990 года. Ситуация постепенно меняется, с 2014 года публикуется более сотни статей в год и их количество растет на несколько десятков ежегодно.

В качестве примера можно рассмотреть работы Ali, A., Qadri, S., Mashwani, W. K., Belhauouari, S. B., Naeem, S., Rafique, S., Anam, S., 2020; An, T., Yu, H., Yang, C. S., Liang, G. Z., Chen, J. Y., Hu, Z. H., Dong, C. W., 2020; Codina, G. G., Dabija, A., & Oroian, M., 2019; Ekiz, B., Baygul, O., Yalcintan, H., & Ozcan, M., 2020; Lu, A. N., Wei, X. X., Cai, R. K., Xiao, S. J., Yuan, H. N., Gong, J. Y., Xiao, G. N., 2020;

Tarafdar, A., Kaur, B. P., Nema, P. K., Babar, O. A., & Kumar, D., 2020; Torshizi, M. V., Asghari, A., Tabarsa, F., Danesh, P., & Akbarzadeh, A., 2020; Vakula, A., Pavlic, B., Pezo, L., Horecki, A. T., Danicic, T., Raicevic, L., Sumic, Z., 2020; Vasighi-Shojae, H., Gholami-Parashkouhi, M., Mohammadzamani, D., & Soheili, A., 2020 (Ali, et al. 2020; An, et al. 2020; Bhargava & Barisal, 2020; Chen, et al. 2020; Ekiz, et al. 2020; Lu, et al. 2020; Oganesyants, et al. 2020; Tarafdar, et al. 2020; Torshizi, et al. 2020; Vasighi-Shojae, et al. 2020). Поэтому и нейронные сети, и, в целом, машинное обучение, имеет большой потенциал для применения в сельскохозяйственной и пищевой промышленности.

В текущей работе пищевых производств малого и среднего бизнеса или при их проектировании могут возникать взаимосвязанные задачи, которые можно разделить на три группы, зависящие от обстоятельств. К первой группе относятся задачи проектирования нового продукта, который должен соответствовать установленным критериям качества и который требует рынок. Для продукта нужно подобрать подходящее сырье и оборудование, рецептуру и технологические процессы.

Ситуация может быть иной, когда производство или располагается, или планируется на территории, где есть доступ к определенному сырью. В этом случае требуется подобрать продукт, который может быть создан, определив показатели его качества, оборудование, и определить соответствующую рецептуру и технологические процессы.

Также может быть и третий случай, когда имеется некоторое оборудование и производителю нужно подобрать продукт, который он сможет на нем производить и сырье, требуемое для этого. При этом идентифицируется рецептура и соответствующие технологические процессы.

Во всех случаях должно обеспечиваться формирование качества и экономическая эффективность производства. В связи с вышесказанным, целью данной работы является оценка возможности применения методов ML и ANN для *проектирования* продуктов.

Задачами работы являются:

- оценка возможности применения методов ML и ANN для проектирования продуктов заданного качества;
- оценка возможности применения методов ML и ANN для проектирования продуктов из конкретного сырья;
- оценка возможности применения методов ML и ANN для проектирования продуктов под имеющееся оборудование.

В качестве примера, работа выполнена для производства пищевых концентратов, гранулированных киселей.

Объекты и методы исследований. Методы ML и ANN. Для выполнения цели и задач исследования рассмотрим, что такое ML и ANN, и какие они имеют основные методы. Согласно ГОСТу 33707-2016 (ISO/IEC 2382:2015) машинное обучение – процесс, с помощью которого функциональный блок улучшает свои функциональные характеристики путем приобретения новых знаний или опыта, или путем реорганизации существующих знаний и опыта. Под функциональным блоком в нашем случае можно понимать модель, которая обучается, и после этого

способна выполнять действия, для которых она создавалась. В общем случае в модель подается вектор входных значений X (состоящий из признаков x_1, x_2, \dots, x_n), а в ответ модель должна сгенерировать какое-то значение y , причем вид ответа зависит от решаемой задачи. При этом модель может приобретать новые знания или опыт. Этот процесс называется обучением модели. Если приобретаются новые знания, то это обучение с учителем, в этом случае модель обучается на заранее подготовленном наборе данных, где каждому входному вектору X поставлен в соответствии выходное значение y . Если приобретается новый опыт, то это обучение без учителя, в этом случае модель обучается самостоятельно, методом проб и ошибок. Основные действия, выполняемые моделями машинного обучения, обычно делят на три группы или на три задачи: регрессии (или предсказания), классификации и кластеризации.

При решении задачи регрессии модели требуется предсказать какое-то число, иногда говорят предсказать количественную переменную. Данную задачу решают с помощью методов: линейной регрессии, полиномиальной регрессии, деревьев и лесов, и их ансамблей.

В задаче классификации модель принимает решение, к какому классу принадлежит объект (входные данные, соответствующие какому-то объекту), иногда говорят предсказать значение качественной переменной. Для ее решения используются методы: kNN, деревьев и лесов, линейных классификаторов, наивного Байеса и их ансамблей.

Задачи регрессии и классификации относятся к задачам обучения с учителем. У них для обучения используется подготовленный набор данных (датасет, dataset), в котором каждому вектору входных значений соответствует «правильный ответ» y , для регрессии – это число, для классификации – метка класса.

Задача кластеризации относится к задаче обучения без учителя. При обучении модель не знает правильно она учиться или нет, ей нужно разделить множество входных данных, которые соответствуют некоторым объектам, на группы (кластеры), при этом количество групп может быть, как известно заранее, так и устанавливаться самой моделью. Для кластеризации используются следующие методы: FOREL, k-means, c-means, связанных компонент и других.

Отдельно стоят методы машинного обучения, которые называются искусственными нейронными сетями. Иногда их причисляют целиком к машинному обучению, но чаще они упоминаются самостоятельно. У ANN есть свои отдельные области работы, например, распознавание изображений или перевод текста, что относится к глубокому обучению, но также они могут работать и с задачами машинного обучения на одних и тех же данных. В данной работе будем считать, что ANN являются пересекающейся с ML областью знаний, которые могут решать поставленные задачи.

По ГОСТу 33707-2016 нейронная сеть - сеть простых элементов обработки, соединенных взвешенными связями с регулирующими весовыми коэффициентами, в которой каждый элемент вырабатывает некоторое значение путем применения нелинейной функции к входным значениям и передает это значение другим элементам или представляет его как выход. ANN принимает на

вход вектор значений X и моделирует значение y , решая задачу регрессии или классификации. Для решения этих задач будем использовать полносвязные нейронные сети, отличающиеся тем, что в них все нейроны текущего слоя связаны со всеми нейронами предыдущего слоя и со всеми нейронами следующего. Самый первый слой называется входным, на него подаются значения вектора X , количество нейронов входного слоя совпадают с размерностью X . Последний слой называется выходной, он имеет столько нейронов, сколько чисел или классов, сколько сеть должна предсказывать. Промежуточные слои называются скрытые, они могут меть любое количество нейронов.

Обучение ANN происходит посредством подбора значений весов, которыми обладают связи, соединяющие нейроны, смещений в нейронах (аналоги свободных членов) и функций активации. Комбинация этих элементов позволяет научить сеть делать прогнозы по объектам и системам практически любой сложности.

Техническая реализация методов. Для технической реализации методов ML и ANN существует множество инструментов. Самыми популярными являются свободно распространяемые фреймворки PyTorch (<https://pytorch.org/>), TensorFlow (<https://www.tensorflow.org>) или Keras (<https://keras.io>), написанные на языке программирования Python. В качестве аппаратного сопровождения может выступать облачная среда разработки Colaboratory от компании Google или аналоги от Яндекса или Selectel.

Результаты. Поставленные задачи являются стандартными задачами обучения моделей искусственного интеллекта методами ML и ANN. Для их решения требуется ответить на два вопроса:

1. где и какие данные следует взять для датасета;

2. что будет являться входными, а что выходными величинами, какова будет последовательность и взаимозависимость между моделями.

- 3.1. Данные для описания продуктов

Любой продукт можно идентифицировать с помощью показателей качества. Открытым остается вопрос о том, какие именно показатели качества необходимы и достаточны для идентификации, также выбранные показатели качества еще должны быть на определенном уровне.

Исследование проведено на примере пищевых концентратов, а именно для гранулированных киселей. Поэтому в качестве основы для определения показателей качества выбрана схема, предложенная С.Н. Кравченко в своей докторской диссертации по теме «Научное обоснование разработки технологических потоков и оценки качества быстрорастворимых гранулированных продуктов», защищенной в 2011 году на базе Кемеровского технологического института пищевой промышленности.

За основу взяты следующие группы показателей качества: органолептические показатели, пищевая ценность, безопасность, структурно-механические свойства, функциональность. Полный список показателей приведен на рисунке 1. К имеющимся добавлена группа стоимостных показателей качества, это потребовалось для того, чтобы связать все компоненты

производства в виде системы и, в конечном итоге, появилась возможность говорить об экономической эффективности производства.

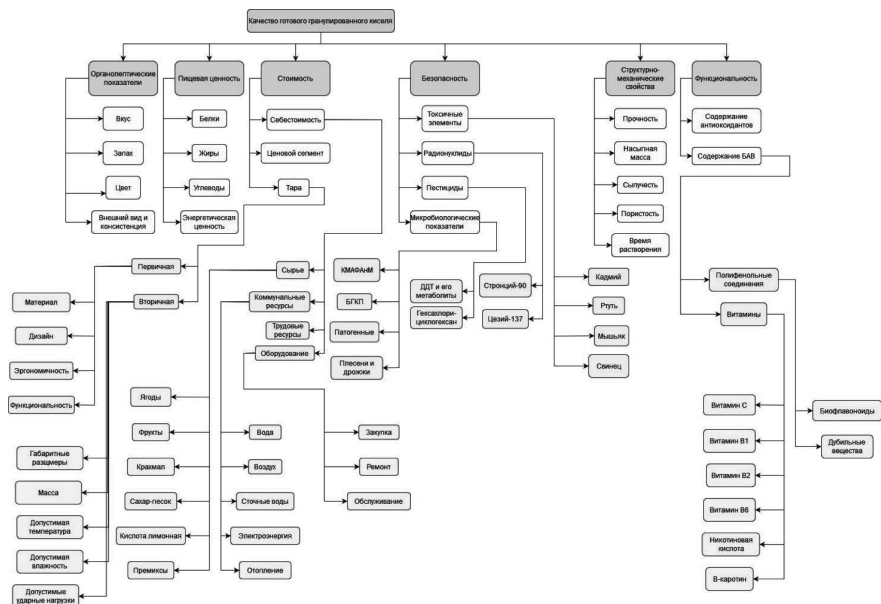


Рисунок 1 – Показатели качества гранулированного киселя

Для определения стоимостной группы показателей качества использовалась классическая трехуровневая модель анализа товара, введенная и описанная Филиппом Котлером в книге «Основы маркетинга». В соответствии с ней, на первом уровне товара находится сущность товара (товар по замыслу), т.е. то, для чего создан товар, какую потребность он удовлетворяет. Второй уровень составляет сам товар как физический или виртуальный объект. На третьем уровне располагается товар с дополнением – это то, что достается покупателю помимо самого товара.

Первый уровень трудно описать формально, оценить количественно или классифицировать качественно, поэтому в качестве критерия качества было принято более строгое маркетинговое понятие, которое можно довольно точно идентифицировать, - ценовой сегмент. Второй уровень точно описывается с помощью показателя себестоимость, в которую закладываются все затраты на производство самого товара. Третьему уровню соответствует тара как то, что дополняет собой товар. При этом тара делится на первичную и вторичную.

Все приведенные показатели могут быть однозначно идентифицированы и оцифрованы, таким образом за счет них может быть сформирован датасет, описывающий конечный продукт. При этом необходимые уровни показателей должны соответствовать ГОСТам, техническим условиям, технологическим

инструкциям и другим нормативным документам, в случае отсутствия таковых документов, необходимые уровни устанавливаются рыночными значениями. Достаточные уровни показателей должны задаваться в случае проектирования продукта на уровне требований заказчика или на основании рыночного исследования.

Данные для описания сырья. В основе качества любого продукта лежит качество сырья, из которого он изготовлен. Основным сырьем в исследовании выступают ягоды и фрукты. Для их идентификации и раскрытия свойств лучше всего использовать химический состав. Основным источником таких данных может являться справочник химического состава российских пищевых продуктов под редакцией члена-корреспондента МАИ, профессора И.М. Скурихина и академика РАМН, профессора В.А. Тутельяна, последняя редакция которого была в 2002 году.

Данный справочник содержит данные более чем сотни различных овощей, грибов, фруктов и ягод, по более двадцати показателям. Среди показателей выделяются: массовая доля воды в съедобной части продукта, белка, жира, насыщенных жирных кислот, холестерина, суммы моно- и дисахаров, крахмала, сумма усвояемых углеводов, пищевых волокон, органических кислот, золы, макроэлементов, железа, ретинола, β -каротина, ретинолового эквивалента, токоферолэквивалента, тиамина, рибофлавина, ниацина, ниацинового эквивалента, аскорбиновой кислоты и энергетическую ценность.

Объекты, описанные с помощью такой информации, могут быть сопоставимы между собой и требованиями к качеству готового продукта. Их можно объединить в один набор данных, который будет необходим и достаточен для описания сырья в моделях искусственного интеллекта.

Данные для описания оборудования. Подбор оборудования для преобразования исходного сырья в готовую продукцию может осуществляться по двум способам. В первом случае по классической схеме технологический расчет и подбор оборудования сводится к выбору и определению требуемого количества технологических единиц в зависимости от производственных мощностей предприятия с целью выполнения тех или иных операций, а также построению циклограммы (тактограммы) его использования. Саму же номенклатуру оборудования для каждого цеха определяют на основе предполагаемого ассортимента выпускаемой продукции. По второму способу, который наиболее приемлем с точки зрения разработки машинного обучения и искусственных нейронных сетей для проектирования пищевых производств подбор оборудования должен осуществляться на основе технологического потока, предложенного академиком В.А. Панфилов. Согласно данной теории технологическая линия представляется в виде процессоров и операторов, объединенных в подсистемы получения готового продукта, полуфабриката и обработки исходного сырья. Процессоры показывают какой вид воздействия необходим на сырье с целью получения готового продукта с заданными показателями качества. Это позволяет разрабатывать технологическую линию без привязки к оборудованию и лишь после этого осуществить его подбор. Данная методика позволяет повысить эффективность разрабатываемых

технологических решений.

На основе полученных технологических моделей должен осуществляться подбор технологического оборудования при условии получения наиболее эффективного производства с экономической точки зрения, при этом у каждого оборудования есть не только общие показатели, такие как энергоёмкость, габаритные размеры, масса и т.д., но и специфические, которые влияют на структуру и качество получаемого продукта, а также стоит учитывать, что есть ограничивающие условия к свойствам готового изделия которые не позволяют использовать определенные виды оборудования. Для разработки методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей при проектировании пищевых производств необходимо большое количество данных по каждому виду оборудования.

В каждой технологической линии выделяется ведущее оборудование, конкретно для рассматриваемого примера это гранулятор, которые позволяет осуществить формирование структуры готового изделия. Далее рассмотрим более подробно сравнительный анализ грануляторов на основе ранее проведенных исследований (Плотников, et al. 2022; Попов, et al. 2021; Попов, et al. 2022) с целью определения его рационального подбора.

Получение инстантированных напитков в агломерированном виде возможно на грануляторах различной конструкции. Удельные затраты энергии, а также структурно механические свойства готовой продукции у разных способов гранулирования отличаются. Шестеренные грануляторы позволяют получать стабильный гранулометрический состав готовой продукции, они обладают малой металлоемкостью и компактностью, их энергоёмкость составляет в пределах 11,2 – 22,4 кВт·ч/т, что является сравнительно не высоким значением. Матричные грануляторы обладают теми же достоинствами, но при этом их энергоёмкость выше и составляет от 28 до 100 кВт·ч/т. Достоинством экструзионных пресс-грануляторов является непрерывность их работы. Структура самих гранул может варьироваться от режимных и рецептурных параметров. При высокой влажности исходного сырья пористость готового продукта повышается, поскольку при экструдирования за счет резкого перепада давления происходит мгновенное изменение агрегатного состояния воды и происходит образование каналов. Пористость повышает скорость растворения, однако при этом снижается прочность на истирание и статическое раздавливание. Поэтому подбор режимных параметров должен вестись на основе требований к готовой продукции. Недостатками данных типов грануляторов являются сложность изготовления рабочих органов, малые производительности, нагрев перерабатываемого материала в следствии больших величин сил трения в предматричной зоне, что приводит к необходимости охлаждения в противном случае возможно разрушение термолабильных элементов в продукте.

Удельная производительность лотковых виброгрануляторов составляет порядка 12 т/(м²·ч). В свою очередь производительность барабанных и тарельчатых грануляторов составляет 980 кг/ (м² · ч). А удельные расходы энергии на проведение процесса гранулирования составляют порядка 1,5 кВт · ч/т для виброгрануляторов и не менее 5,3 кВт·ч/т для грануляторов окатыванием.

Данные типы грануляторов обладают высокой производительностью, однако, стоит отметить, что готовый продукт имеет не стабильный гранулометрический состав, что влечет за собой применение повторного возврата продукта несоответствующего качества. Прочность и пористость гранул, полученных методом окатывания, не может быть изменена без дополнительных устройств или изменения рецептуры. С целью повышения прочности возможно использование повышенной температуры процесса с целью снижения вязкости связующего раствора или за счет применения различного рода активаторов.

Первоочередной задачей при разработке системы нейронных сетей является создание базы данных. Данную задачу необходимо решать не только путем внесения результатов собственных исследований, поскольку данный метод является экстенсивным, а в данном случае необходим интенсивный способ, который предполагает сбор информации, предоставляемой в открытом доступе. Информацию о величине варьируемых параметров режимов работы оборудования, в частности грануляторов можно принимать из литературы, а структурно-механические параметры получаемого гранулята при различных способах проведения процесса можно принимать как из литературы, так и периодических изданиях системы RSCI, Scopus, WoS. В некоторых научных работах были сделаны попытки в создании таких баз, для конкретных единиц оборудования (в частности, по гранулированию в пресс-грануляторах (Доня & Плотников, 2018), данные, полученные в ходе собственных исследований и сбора из других источников, могут быть внесены в разрабатываемую систему. Параметры оборудования, такие как мощность, производительность, металлоемкость, габаритные размеры и т.д. возможно принимать с помощью парсинга с сайтов представителей отдела продаж оборудования. Используя все эти методы можно собрать необходимый объем данных.

Данные для обучения. Информация, приведенная выше, позволяет определить какие данные нужны для датасета и где их можно взять. Таким образом решается первый вопрос для выполнения задач исследования по проектированию продуктов, подбору сырья и оборудования. Далее следует определить выходные и выходные переменные моделей. Для этого требуется установить взаимосвязь между исследуемыми объектами.

Обсуждение. Для определения взаимосвязей между объектами исследования и их моделями следует понять поэтапный путь проектирования продуктов, подбора сырья или оборудования. Каждый из этих объектов может быть, как входным, так и выходным параметром.

Проектирование продуктов. В случае проектирования продуктов, сам продукт, а точнее его заданные как совокупность показатели качества будут являться входным параметром. При этом, начинать моделирование можно от разных объектов.

Когда продукт подбирается для конкретного региона, где имеется местное сырье с определенными свойствами, либо же есть выбор между несколькими поставщиками, то сырье в данном случае станет первым объектом исследования в цепочке моделирования. Если же продукт проектируется для существующего на предприятии оборудования, то начинать следует с оборудования.

Формирование заданного качества продукта начинается от качества исходного сырья. Поэтому для идентификации модели зависимости сырья от продукта, потребуется датасет, где входными данными будут показатели качества готового продукта, а выходными данными будут показатели качества исходного сырья. Такой набор данных может быть получен по данным лабораторных исследований предприятий, производящих гранулированные пищевые концентраты, например, ООО НПО «Здоровое питание» (г. Кемерово) и ООО «Арт Лайф» (г. Томск). Полученная модель сможет подбирать сырье для получения продуктов с заданными показателями качества.

Следующий этап моделирования должен определить рецепт, благодаря которому из сырья с конкретными свойствами, получится продукт с установленными показателями качества. Датасет для обучения данной модели может быть получен из технологических инструкций и технических условий производства гранулированных продуктов предприятий, описанных выше. При этом рецептура должна также проходить проверку качества, для этого, например, могут использоваться критерии биологической оценки сбалансированности многокомпонентных продуктов питания, предложенные академиком Н.Н. Липатовым (мл) и И.А. Роговым. Эти критерии возможно использовать как в обучающих данных, так и в функциях потерь, функциях отвечающих за точность моделей машинного обучения.

После составления рецепта следует идентифицировать процессы, с помощью которых сырье будет обработано для получения конечного продукта. Для этого удобно применять теорию технологического потока, предложенную академиком В.А. Панфилов, представляя процессы в виде процессоров и операторов. А получить набор данных для обучения такой модели можно из технологических инструкций, описанных выше. При этом каждая подсистема процессоров и операторов характеризуется своим набором показателей качества для контроля моделируемых процессов.

Зная процессы, необходимые для производства продукта, подбирается оборудование, которое эти процессы сможет провести. В основе набора данных для обучения подобной модели должны лежать сведения об оборудовании, полученные в ходе собственных исследований, имеющимся на рассматриваемых предприятиях и взятые из открытых источников производителей оборудования.

Закончить проектирование продукта нужно оценкой экономической эффективности производства (ЭЭП), ведь в условиях рыночной экономики это главное мерило, по которому оценивают целесообразность какого-либо производства. Под ЭЭП будем понимать набор показателей, свидетельствующий об эффективности вложения средств в разработку продукта. ЭЭП подытоживает весь процесс моделирования, агрегируя данные о показателях качества проектируемого продукта, о требуемом сырье, его количественном и качественном составе в виде рецептуры, необходимых процессах обработки и оборудовании для их проведения. Все эти показатели оцениваются в денежном эквиваленте и сводятся в единые оценки финансовой (ЕВITDA, Cash Flow и др.), экономической (NPV, PI, DPP, IRR и др.), иногда бюджетной (бюджетный эффект, интегральный бюджетный эффект и др) эффективности реализации проекта по

реализации проектируемого продукта. Данная оценка рассчитывается довольно простыми алгебраическими методами и не требует разработки моделей искусственного интеллекта. Таким образом она является конечным этапом моделирования продукта и дает нам оценку для принятия решения о целесообразности разработки продукта.

Все определенные модели работают вместе для достижения единого результата, поэтому целесообразно говорить об ансамбле моделей. Для любого ансамбля, как и модели, нужно определять точность и адекватность. Первоначально точность можно подсчитать с помощью датасетов, используемых при разработке. Потому что в них есть обучающая, валидационная и тестовая части, в свою очередь тестовая как раз применяется для подсчета точности моделей. Адекватность и точность можно подсчитать, используя критерии формирования качества (ФК), предложенные В.А. Панфиловым в теории технологического потока.

Подытоживая вышеприведенные заключения, можно составить следующую поэтапную схему для моделирования процесса проектирования продукта:

$$\text{продукт} \rightarrow \text{сырье} \rightarrow \text{рецепт} \rightarrow \text{процесс} \rightarrow \text{оборудование} \rightarrow \text{ЭЭП} \rightarrow \text{ФК.} \quad (1)$$

Другая цепочка моделирования складывается, если начинать процесс с подбора оборудования. Для этого потребуется датасет, описывающий показатели качества продукта и характеристики оборудования, такие данные могут быть взяты с исследуемых производств. Таким образом, описаны все источники данных, необходимые для формирования набора обучающих данных. Все последующие модели, их входные и выходные параметры получаются путем перестановки переменных из описанных моделей и с точки зрения описания датасета разницы не имеют. Получается, что вторая схема проектирования продуктов будет следующей:

$$\text{продукт} \rightarrow \text{оборудование} \rightarrow \text{сырье} \rightarrow \text{процесс} \rightarrow \text{рецепт} \rightarrow \text{ЭЭП} \rightarrow \text{ФК.} \quad (2)$$

Подбор сырья и оборудования. Когда речь идет о подборе продукта для имеющегося сырья или оборудования, то входными параметрами становятся сырье или оборудование соответственно. На следующих этапах встанут уже описанные переменные, в разных сочетаниях, но суть построения датасетов и моделей остается та же. В результате получают следующие цепочки:

$$\text{сырье} \rightarrow \text{продукт} \rightarrow \text{рецепт} \rightarrow \text{процесс} \rightarrow \text{оборудование} \rightarrow \text{ЭЭП} \rightarrow \text{ФК;} \quad (3)$$

$$\text{сырье} \rightarrow \text{оборудование} \rightarrow \text{процесс} \rightarrow \text{рецепт} \rightarrow \text{продукт} \rightarrow \text{ЭЭП} \rightarrow \text{ФК;} \quad (4)$$

оборудование → *сырье* → *процесс* → *рецепт* → *продукт* → *ЭЭП* → *ФК*;
(5)

оборудование → *продукт* → *сырье* → *процесс* → *рецепт* → *ЭЭП* → *ФК*.
(6)

Выводы. Анализируя все схемы процессов моделирования (1) - (6), можно их свести к единой принципиальной схеме моделирования при проектировании продукта (рисунок 2). Где точками начала моделирования могут быть объекты: продукт, сырье и оборудование, - в зависимости от постановки задачи. Они же могут быть промежуточными объектами, наравне с рецептом и процессами. Все эти объекты подходят для создания моделей с помощью методов ML и ANN, т.к. для них можно собрать и обработать необходимые объемы данных, требуемые для обучения моделей.

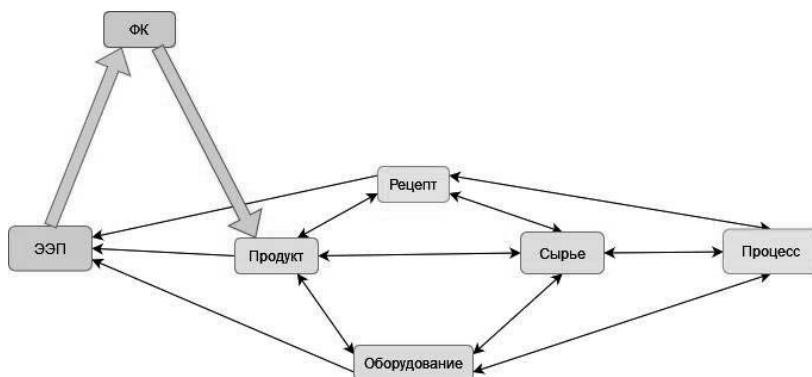


Рисунок 2 – Принципиальная схема моделирования при проектировании продукта

Любая цепь моделирования заканчивается оценкой экономической эффективности производства проектируемого продукта, позволяющая лицу, принимающему решение, сделать вывод о целесообразности производства. Сама оценка производится стандартными экономическими расчетами. Этапом обратной связи является проверка формирования качества, которая может быть сделана после моделирования на производстве с помощью статистических методов.

Таким образом доказана возможность и последовательность применения методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей для проектирования продуктов при моделировании пищевых производств. Данная работа является обоснованием дальнейших исследований по применению методов искусственного интеллекта для моделирования в пищевой инженерии.

Библиографический список

1. Балыхин, М. Г., Лисицын, А. Б., Эдварс, Р. А., Щетинин, М. П., Дыдыкин, А. С., Деревицкая, О. К. & Волков А. П. (2022). Развитие системы школьного питания в рамках реализации Федерального закона 47-ФЗ. Хранение и переработка сельхозсырья, 1, 194-211. doi: 10.36107/spfr.2022.230.
2. Галстян, А. Г., Аксенова, Л. М. & Лисицын, А. Б. (2019). Современные подходы к хранению и эффективной переработке сельскохозяйственной продукции для получения высококачественных пищевых продуктов. Вестник Российской академии наук, 89(5), 539-542. – doi: 10.31857/S0869-5873895539-542.
3. ГОСТ 33707-2016 (ISO/IEC 2382:2015) Информационные технологии. Словарь. - СтандартИнформ. 206.
4. Доня, Д. В. & Плотников К. Б. (2018). Реология вязкопластичных сред в одношнековых экструдерах. Кемеровский государственный университет, 165.
5. Дьяконов, С. Г., Елизаров, В. В. & Елизаров, В. И. (2010). Теоретические основы проектирования промышленных аппаратов химической технологии на базе сопряженного физического и математического моделирования. Казань: КГТУ, 456с.
6. Егоров, Л. Ф., Бельков, В. П. & Тюрина Н.С. (2003). Оптимальный выбор типового оборудования при проектировании многоассортиментных химических производств. Химическая промышленность, 2, 40-45.
7. Коденцова, В. М., Жилинская, Н. В., Салагай, О. О. & Тутельян, В. А. (2022). Специализированные витаминно-минеральные комплексы для лиц, находящихся в экстремальных условиях. Вопросы питания, 91(6), 6-16. doi: 10.33029/0042-8833-2022-91-6-6-16.
8. Лисицын, А. Б. Никитина, М. А. & Чернуха, И. М. (2021). Управление качеством и безопасностью продукции в крупномасштабных системах. Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2021): Труды Четырнадцатой международной конференции, Москва, 27–29 сентября 2021 года / Под общей редакцией С.Н. Васильева, А.Д. Цвиркуна. – Москва: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 876-882. doi: 10.25728/8362.2021.84.54.001.
9. Лисицын, А. Б., Чернуха, И. М. & Никитина М. А. (2021). Конструирование многокомпонентных продуктов питания. Москва: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Московский государственный университет пищевых производств», 176 с. ISBN 978-5-9920-0364-2.
10. Малыгин, Е. Н., Карпушкин С. В. & Борисенко А. Б. (2003). Методика определения аппаратурного оформления многопродуктовых химико-технологических систем. Химическая промышленность сегодня, 5, 43–50.
11. Малыгин, Е. Н., Карпушкин, С. В. & Борисенко, А. Б. (2005). Математическая модель функционирования многопродуктовых химико-технологических систем. Теоретические основы химической технологии, 39 (4), 455–465.

12. Тутельян, В. А., Никитюк, Д. Б., Аксенов, И. В. (2021). Нормы физиологических потребностей в энергии и пищевых веществах для различных групп населения Российской Федерации: Методические рекомендации МР 2.3.1.0253-21. Москва: Роспотребнадзор, 72.

13. Островский, Г. М. (2008). Технические системы в условиях неопределенности: анализ гибкости и оптимизации. БИНОМ, Лаборатория знаний, 319с.

14. Перов, В. Л., Бельков, В. П. & Савицкая, Т. В. (2001). Проектирование многоассортиментных химико-технологических систем с учетом гибкости. Ч.2. Практическое использование критерия гибкости. Известия вузов. Серия: «Химия и хим. технология», 44 (4), 93-97.

15. Плотников К. Б., Плотникова И. О., Плотников И. Б., Доня Д. В. & Иванов П. П. (2022). Исследование дисперсного состава и прочности гранул инстантированных напитков. Пищевая промышленность, 1, 29–31. doi: 10.52653/PPI.2022.1.1.006.

16. Попов, А. М., Плотников, К. Б., Иванов, П. П., Плотников, И. Б., Попов, Д. М. & Плотникова, И. О. (2022) Исследование влияния вибрации на пористость и прочность гранул инстантированных напитков. Техника и технология пищевых производств, 52(1), 120–128.

17. Попов, А. М., Плотников, К. Б., Плотников, И. Б., Устинова, Ю. В. & Крюк, Р. В. (2021). Исследование удельных энергозатрат процессов структурообразования и сушки инстантированных продуктов. Технологии пищевой и перерабатывающей промышленности АПК-продукты здорового питания, 3, 190–199.

18. Семипятный, В. К. Принципы мета–аналитической декомпозиции при формировании цифровых идентификационных профилей пищевых систем: специальность 05.18.04 «Технология мясных, молочных и рыбных продуктов и холодильных производств»: автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук / Семипятный Владислав Константинович. – Москва, 2022. – 47 с.

19. Тутельян, В. А. (2021). Новые риски и угрозы в области обеспечения безопасности пищевой продукции Переработка молока. Мясные технологии, 8(262), 22-28.

20. Ali, A., Qadri, S., Mashwani, W. K., Belhaouari, S. B., Naeem, S., Rafique, S. & Anam, S. (2020). Machine learning approach for the classification of corn seed using hybrid features. International Journal of Food Properties, 23(1), 1097-1111. /doi.org/10.1080/10942912.2020.1778724

21. An, T., Yu, H., Yang, C. S., Liang, G. Z., Chen, J. Y., Hu, Z. H. & Dong, C. W. (2020). Black tea withering moisture detection method based on convolution neural network confidence. Journal of Food Process Engineering, 43(7), Article e13428. doi.org/10.1111/jfpe.13428

22. Bhargava, A., & Barisal, A. (2020). Automatic Detection and Grading of Multiple Fruits by Machine Learning. Food Analytical Methods, 13(3), 751-761. doi.org/10.1007/s12161-019-01690-6

23. Chen, J. D., Zhang, D. F., Nanekaran, Y. A., & Li, D. L. (2020). Detection

of rice plant diseases based on deep transfer learning. Journal of the Science of Food and Agriculture, 100(7), 3246-3256. doi.org/10.1002/jsfa.10365

24. Ekiz, B., Baygul, O., Yalcintan, H., & Ozcan, M. (2020). Comparison of the decision tree, artificial neural network and multiple regression methods for prediction of carcass tissues composition of goat kids. Meat Science, 161, Article 108011. doi.org/10.1016/j.meatsci.2019.108011

25. Lu, A. N., Wei, X. X., Cai, R. K., Xiao, S. J., Yuan, H. N., Gong, J. Y. & Xiao, G. N. (2020). Modeling the effect of vibration on the quality of stirred yogurt during transportation. Food Science and Biotechnology, 29(7), 889-896. doi.org/10.1007/s10068-020-00741-7.

26. Oganesyants, L., Semipyatniy, V. & Galstyan, A. (2020). Multi-criteria food products identification by fuzzy logic methods. Foods and Raw Materials, 8 (1), 12-19. doi: 10.21603/2308-4057-2020-1-12-19.

27. Tarafdar, A., Kaur, B. P., Nema, P. K., Babar, O. A., & Kumar, D. (2020). Using a combined neural network - genetic algorithm approach for predicting the complex rheological characteristics of microfluidized sugarcane juice. Lwt-Food Science and Technology, 123, Article 109058. doi.org/10.1016/j.lwt.2020.109058

28. Torshizi, M. V., Asghari, A., Tabarsa, F., Danesh, P., & Akbarzadeh, A. (2020). Classification by artificial neural network for mushroom color changing under effect UV-A irradiation. Carpathian Journal of Food Science and Technology, 12(2), 157-167. doi.org/10.34302/crpjfst/2020.12.2.16

29. Vasighi-Shojae, H., Gholami-Parashkouhi, M., Mohammadzamani, D., & Soheili, A. (2020). Predicting Mechanical Properties of Golden Delicious Apple Using Ultrasound Technique and Artificial Neural Network. Food Analytical Methods, 13(3), 699-705. doi.org/10.1007/s12161-019-01689-z

STUDYING THE POSSIBILITY OF USING MACHINE LEARNING METHODS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR PRODUCT DESIGN USING THE EXAMPLE OF FOOD CONCENTRATES

Shafray Anton Valerievich, Ph.D. tech. Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Engineering Design, Kemerovo State University, e-mail: shafraia@mail.ru

Popov Anatoly Mikhailovich, Doctor of Engineering. Sciences, Professor, Professor of the Department of Mechatronics and Automation of Technological Systems, Kemerovo State University, e-mail: popov4116@yandex.ru

Plotnikov Konstantin Borisovich, Doctor of Engineering. Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mechatronics and Automation of Technological Systems, Kemerovo State University, e-mail: k.b.plotnikov.rf@gmail.com

Kosinov Vitaly Sergeevich, master's student of the department of mechatronics and automation of technological systems, Kemerovo State University, e-mail: kosinov_vs@mail.ru

Plotnikova Irina Olegovna, Ph.D. tech. Sciences, senior lecturer of the

Kemerovo State University, Russia, Kemerovo, e-mail: rector@kemsu.ru

Annotation. *The paper examines the possibility of using machine learning methods and artificial neural networks for the design of food products using the example of food concentrates, in particular granulated jelly. This can be used in production when certain problems arise: developing a product with specified properties and quality indicators, developing a product from existing raw materials, developing a product for existing equipment.*

When designing a product, three types of problems may arise: regression (or prediction), classification, and clustering. Regression problems are solved using linear regression, polynomial regression, trees and forests, and their ensembles; classification using kNN, trees and forests, linear classifiers, naive Bayes and their ensembles; clustering problem using FOREL, k-means, c-means, connected components and others algorithms. The use of artificial intelligence methods is possible only if there is data describing the objects of study. Such data is processed and compiled into datasets or data sets.

The study describes seven objects (product, raw materials, equipment, recipe, process, economic efficiency of production, quality formation) for which modeling should be carried out, what data and from what sources are needed.

In conclusion, the sequences in which models should be developed for specific tasks are considered, and a basic modeling diagram for product design is drawn up. The starting points for modeling can be objects: product, raw materials and equipment. They can also be intermediate objects, along with recipes and processes. Any modeling chain ends with an assessment of the economic efficiency of production of the designed product. The feedback stage is to check the formation of quality. Thus, the possibility and consistency of using machine learning methods and artificial neural networks for product design when modeling food production has been proven.

Key words: *machine learning, artificial neural networks, granulation, food concentrates, modeling, food engineering.*

УДК 634.86

ИЗУЧЕНИЕ И СРАВНИТЕЛЬНАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА СОРТОВ ВИНОГРАДА ПО СОДЕРЖАНИЮ ОРГАНИЧЕСКИХ КИСЛОТ И ПОЛИФЕНОЛЬНЫХ СОЕДИНЕНИЙ

Щетинин Михаил Павлович, д-р техн. наук, профессор, вице-президент,
Некоммерческое образовательное частное учреждение дополнительного
профессионального образования «Международная промышленная академия»,
e-mail: m_p_sh1953@mail.ru

Сидорова Елена Сергеевна, директор экспериментально-производственного