

УДК 338.43:001

Профессор Н.С. Родионова, магистрант Ю.О. Калгина,
магистрант М.М. Зяблов, магистрант В.Б. Науменко
(Воронеж. гос. ун-т инж. технол.) кафедра сервиса и ресторанного бизнеса.
тел. (473) 255-37-72
E-mail: yuliya_kalgina@bk.ru

Professor N. S. Rodionova, undergraduates Yu.O. Kalgina,
undergraduates M. M. Zyablov, undergraduates V. B. Naumenko
(Voronezh state university of engineering technologies)
Department of service and restaurant business.
phone (473) 255-37-72
E-mail: yuliya_kalgina@bk.ru

Применение полносвязной искусственной нейронной сети для прогнозирования режимов хранения отечественного низкомасличного сырья в контролируемых средах

Application of a full-coherent artificial neural network for forecasting of the modes of storage of domestic low-olive raw materials in controlled environments

Реферат. Проведены исследования по увеличению срока годности зародышей пшеницы (ЗП) с использованием композиций органических кислот. С целью исследования влияния концентрации смесей органических кислот на изменение показателей качества при хранении ЗП в различных режимах исследовали качественные показатели в диапазоне концентраций 1-7 % к массе продукта. Контролем служили необработанные ЗП. Опытные продукты хранили в условиях холодильника (температура 4-6 °С, относительная влажность воздуха 75-80 %) и склада (температура 20-22 °С, относительная влажность воздуха 70-80 %). Разработан программный продукт на основе программы обучения и анализа обучения искусственной полносвязной нейронной сети (ИНС) на языке Python 2.7 с программными библиотеками математической обработки научных данных «scipy». В качестве входных параметров нейронной сети рассматривались: влажность пшеничных зародышей (x_1 , %), относительную влажность окружающего воздуха (x_2 , %), температуру окружающей среды (x_3 , °С) и концентрацию смеси органических кислот (x_4 , %). С помощью программного обеспечения были спроектированы и обучены несколько нейронных сетей. Для моделирования использовалась сеть с двумя слоями. Применяя разработанную и обученную нейронную сеть, построили зависимость $y(x_1, x_2, x_3, x_4)$. Для визуализации в трехмерном пространстве ограничили количество аргументов функции двумя. Представлены результаты работы нейронных сетей $y(x_1, x_4)$ с зафиксированными входными параметрами ($x_2 = 60$, %, $x_3 = 20$, °С) и нейронной сети $y(x_2, x_3)$ с зафиксированными входными параметрами ($x_1 = 15$ %, $x_4 = 5$ %). Полученная математическая модель, которая по заданной совокупности определенных параметров хранения позволяет получить конкретное значение выходного параметра и планировать режимы хранения в контролируемых средах.

Summary. Researches on increase in an expiration date of the wheat germs (WG) with use of compositions of organic acids are conducted. With a research objective of influence of concentration of mixes of organic acids on change of indicators of quality at storage of the SALARY in various modes investigated quality indicators in the range of concentration of 1-7% to the mass of a product. As control the raw SALARIES served. Skilled products stored in refrigerator conditions (temperature 4-6 °C, relative humidity of air of 75-80%) and a warehouse (temperature 20-22 °C, relative humidity of air of 70-80%). The software product on the basis of the program of training and the analysis of training of an artificial full-coherent neural network (INS) in the Python 2.7 language with program libraries of mathematical processing of scientific data of "scipy" is developed. As input parameters of a neural network were considered: humidity of wheaten germs (x_1 , %), relative humidity of air (x_2 , %), ambient temperature (x_3 , °C) and concentration of mix of organic acids (x_4 , %). By means of the software, some neural networks were designed and trained. For modeling the network with two layers was used. Applying the developed and trained neural network it is possible constructed dependence $y(x_1, x_2, x_3, x_4)$. For visualization in three-dimensional space limited amount of arguments of function by two. Results of work of neural networks $y(x_1, x_4)$ with the recorded entrance parameters ($x_2 = 60$, %, $x_3 = 20$, °C) and a neural network $y(x_2, x_3)$ with the recorded input parameters are presented ($x_1 = 15$ %, $x_4 = 5$ %). The received mathematical model which on the set of certain parameters of storage, allows to receive concrete value of output parameter and to plan the storage modes in controlled environments.

Ключевые слова: зародыши пшеницы и продукты их переработки, нейронная сеть, режимы хранения.

Key words: germs of wheat and products of their processing, neural network, storage modes.

В настоящее время остро стоит проблема развития импортозамещающих технологий, рационального использования отечественных сырьевых ресурсов, в этой связи переработка вторичных фракций зародышей пшеницы (ЗП) представляет интерес. Создание на их основе пищевых продуктов с прогнозируемым биопотенциалом и потребительскими свойствами, является важным и перспективным направлением развития пищевой промышленности страны.

ЗП обладают низкой стабильностью при хранении (рисунок 1). С целью разработки практических рекомендаций по режимам хранения ЗП были выбраны интервалы варьирования факторов (таблица 1). Воспользовавшись программой обучения и анализа обучения искусственной нейронной сети (ИНС) на языке Python 2.7 с программными библиотеками математической обработки научных данных «scipy», разработали программный продукт, с помощью которого экспериментальные данные были обработаны.

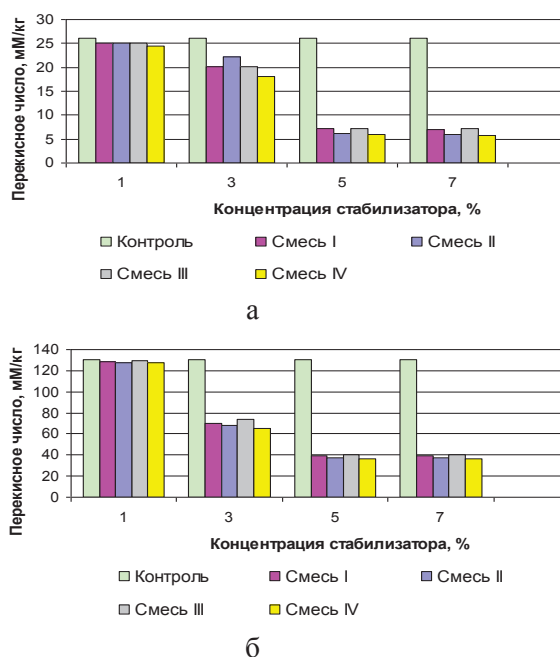


Рисунок 1. Значения перекисных чисел на 8 неделе хранения зародышей пшеницы, обработанных композициями органических кислот: а – холодильник; б – склад

Для работы была выбрана полносвязная нейронная сеть. В качестве входных параметров нейронной сети рассматривали: влажность пшеничных зародышей (x_1 , %), относительную влажность окружающего воздуха (x_2 , %), температуру окружающей среды (x_3 , °C) и концентрацию смеси органических кислот (x_4 , %). Сеть будет иметь один выход – значение пере-

кисного числа (y , мм/кг). Время хранения считалось постоянным (8 недель). При определении диапазона изменения факторов интервалы измерений устанавливались таким образом, чтобы нужные нам величины располагались внутри интервала (таблица 1).

Т а б л и ц а 1
Интервалы варьирования входных параметров нейронной сети

Факторы	Единица измерения	Интервал варьирования	
		Нижний предел	Верхний предел
Влажность зародышей пшеницы	%	14	16
Относительная влажность окружающего воздуха	%	60	80
Температура окружающей среды	°C	0	28
Концентрация стабилизатора	%	1	7

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – математическая модель, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Нейронные сети позволяют решать очень большой круг практических проблем, в частности, классификаций. Задача, решаемая в проведенных исследованиях, в представленном виде не является задачей классификации, но может быть сведена к ней [1, 2, 3].

При осуществлении функционирования нейрон одновременно принимает множество входных сигналов. Каждый вход нейронной сети обладает своим личным синоптическим весом, который оказывает влияние на него и необходим для функции сумматора. Вес считается мерой значимости входных связей. Весы влиятельного входа увеличиваются и, наоборот, вес незначительного входа принудительно сокращается, что характеризует силу входного сигнала. Весы могут меняться в соответствии с обучающими примерами, в качестве которых используются значения перекисных чисел на 8 неделе хранения зародышей пшеницы, стабилизированных комплексами органических кислот. Также влияние оказывает архитектура сети и правила обучения. Первым действием нейрона считается расчет взвешенной суммы всех входов, в результате будет получено одно число. Результат функции сумматора проходит через передаточную функцию и преобразуется в выходной сигнал. В передаточной функции для выявления выхода нейрона общая сумма сверяется с некоторым порогом. Если сумма

больше значения порога, нейрон генерирует сигнал, в противном случае сигнал будет нулевым или тормозящим [4].

Далее после передаточной функции выходной сигнал проходит дополнительную обработку масштабирования, то есть результат передаточной функции умножается на масштабирующий коэффициент и добавляется смещение. По аналогии с биологическим нейроном, каждый искусственный нейрон имеет один выходной сигнал, который передается множеству других нейронов. В основном, выход прямо пропорционален результату передаточной функции. В некоторых сетевых архитектурах результаты передаточной функции изменяются для создания соревнования между соседними нейронами. Нейронам предлагается соревноваться между собой, блокируя действия нейронов, имеющих несильный сигнал. Конкуренция может происходить между нейронами, расположенными на одном или разных слоях. В-первых, конкуренция определяет, какой искусственный нейрон будет активным и обеспечит выходной сигнал. Во-вторых, конкурирующие выходы помогают выяснить, какой нейрон будет участвовать в процессе обучения [3-5].

Целью обучения является настраивание весов соединений на входах каждого нейрона в соответствии с заданным алгоритмом обучения для получения требуемого результата. Существует два способа обучения: контролируемое и неконтролируемое. В случае неконтролируемого обучения система самоорганизовывается по внутреннему критерию, заложенному в алгоритм обучения. Контролируемое обучение (применяемое в нашем случае) требует обучающего множества данных или наблюдателя, который отслеживает эффективность результатов сети.

Среди известных архитектурных решений выделяют группу слабосвязанных нейронных сетей, в которой нейроны связаны лишь со своими соседями, и полносвязные сети (применяемые в нашем случае), в которых нейроны связаны по принципу “каждый с каждым”.

Анализируя наиболее известные на данное время разработки нейронных сетей, необходимо отметить, что самым распространенным вариантом архитектуры являются многослойные сети с прямым распространением. Нейроны в данной архитектуре объединяются в структуры под названием слои, у которых существует один вектор входов. Внешний набор входов называется рецепторами, а внешний набор выходов из последнего слоя называются эффекторами. Между наборами входов и выходов имеется некоторое количество слоев [5].

Далее, для исследования зависимости перекидного числа речь будет идти исключительно про полносвязные нейронные сети. На рисунке 2 представлен результат обучения нейронной сети, где по оси абсцисс расположены значения количества слоев, по оси ординат – ошибка обучения. Несложно увидеть, что минимальная ошибка соответствует сетям с количеством слоев 2 и 4 (рисунок 2).

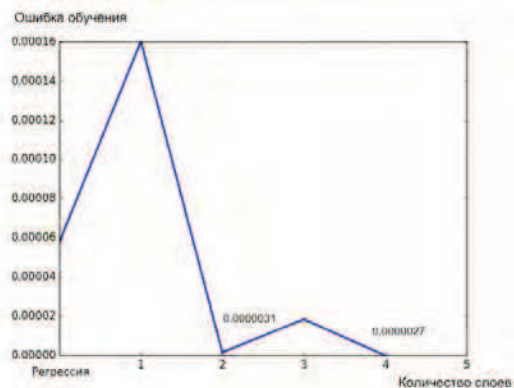


Рисунок 2. Зависимость ошибки обучения от количества слоев нейронной сети

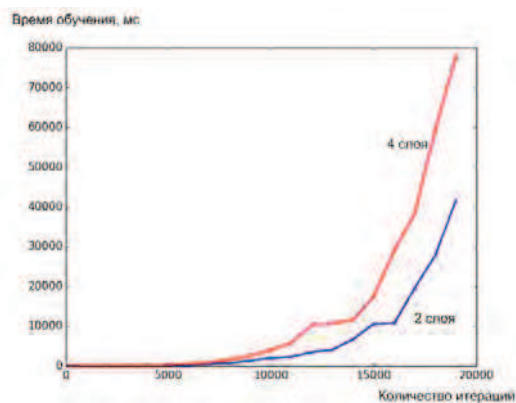


Рисунок 3. Зависимость времени обучения в миллисекундах от количества итераций: красный график – нейронная сеть с 4 слоями, синий график – нейронная сеть с 2 слоями

Особенность нейронных сетей, как аналога биологического мозга, состоит в способности к обучению “с учителем”, что означает наличие исходного обучающего множества. Обучение нейронной сети в данном контексте рассматривается как синтез и анализ архитектуры и весовых коэффициентов нейронных связей в соответствии с данными обучающего множества для решения проблемы. Наличие экспериментальных данных в этой работе позволяет использовать режим контролируемого обучения.

С помощью программного обеспечения были спроектированы и обучены несколько нейронных сетей. По результатам обучения выбранные сети необходимо протестировать на

скорость работы. Результаты исследования представлены на рисунке 3. Очевидно, что для моделирования следует использовать сеть с двумя слоями, как наиболее “быструю” с точки зрения эффективности использования машинного времени и ошибки обучения (рисунок 2).

Коэффициенты выбранной нейронной сети представлены на рисунке 4.

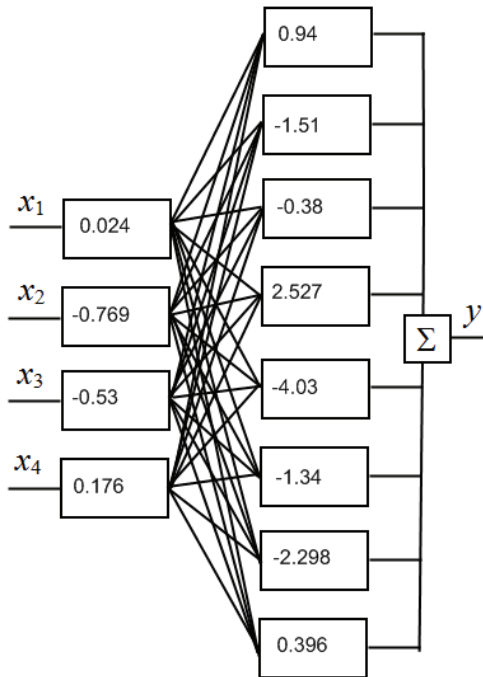


Рисунок 4. Выбранная архитектура нейронной сети, где x_1 – влажность пшеничных зародышей, %; x_2 – относительная влажность окружающего воздуха, %; x_3 – температура окружающей среды, °C; x_4 – концентрация стабилизатора; y – значение перекисного числа, мМ/кг

Результат работы ИНС представлен на рисунках 5, 6.

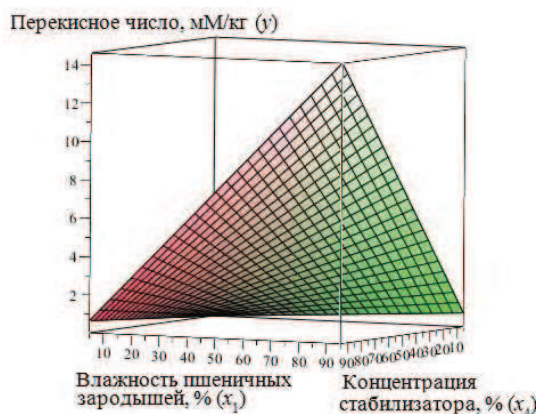


Рисунок 5. Результат работы нейронной сети с зафиксированными входными параметрами ($x_2 = 60$, %, $x_3 = 20$, °C): два вида одной трехмерной поверхности, построенной как $y(x_1, x_4)$

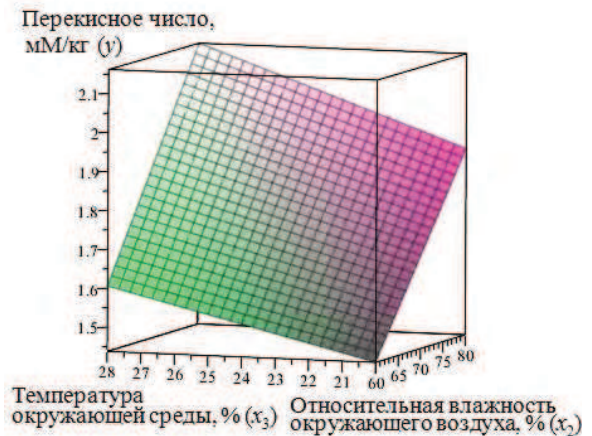


Рисунок 6. Результат работы нейронной сети с зафиксированными входными параметрами ($x_1 = 15$ %, $x_4 = 5$ %): два вида одной трехмерной поверхности, построенной как $y(x_2, x_3)$

Применяя разработанную и обученную нейронную сеть, можно построить зависимость $y(x_1, x_2, x_3, x_4)$ – это пятимерное пространство, которое сложно визуализировать. Для визуализации в трехмерном пространстве необходимо ограничить количество аргументов функции двумя. На рисунке 5 представлен результат работы нейронной сети $y(x_1, x_4)$ с зафиксированными входными параметрами ($x_2 = 60$, %, $x_3 = 20$, °C). На рисунке 6 представлен результат работы нейронной сети $y(x_2, x_3)$ с зафиксированными входными параметрами ($x_1 = 15$ %, $x_4 = 5$ %).

В результате работы получили обученную нейронную сеть, которая по заданной совокупности значений влажности пшеничных зародышей, относительной влажности окружающего воздуха, температуры окружающей среды и концентрации смеси органических кислот позволяет получить конкретное значение выходного параметра – перекисного числа [5, 6]. В результате подстановки различных значений параметров x_1, x_2, x_3, x_4 можно сделать вывод, что при самых неблагоприятных условиях хранения пшеничных зародышей в складе (относительная влажность воздуха 80 %, температура 28 °C) минимально возможное значение стабилизирующей смеси составляет 5 %, при этом значение перекисного числа изменяется в допустимых пределах. Данная математическая модель позволяет с высокой точностью получать значения концентрации стабилизирующей смеси в зависимости от конкретных условий и планировать режимы хранения в контролируемых средах [5, 7, 8].

ЛИТЕРАТУРА

- 1 Евменов В. П. Интеллектуальные системы управления. Москва: Либроком, 2009. 290 с.
- 2 Карташов Л. П., Зубкова Т. М. Параметрический и структурный синтез технологических объектов на основе системного подхода и математического моделирования. Екатеринбург: Уро РАН, 2013. 225 с.
- 3 Алексеева Т. В., Родионов А. А. Управление качеством пищевых систем на основе жмыха зародышей пшеницы // Экономика. Инновации. Управление качеством. 2013. № 5. С. 30-33.
- 4 Грачев Ю.П., Плаксин Ю. М. Математические методы планирования экспериментов. Москва: ДеЛи принт, 2009. 296 с.
- 5 Хайкин С. Нейронные сети. Москва : Вильямс, 2006.- 1104 с.
- 6 Abramov G. V., Emelyanov A. E., Ivashin A. L. Identification of applicability area of mathematical model of network control system functioning in asynchronous mode during data transfer via multiple access channel // WMSCI 2011: the 15th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics. 2011. V. 3. P. 199-202.
- 7 Бондаренко О. А. Разработка технологии стабилизации качества пшеничных зародышей: дисс. ... канд. техн. наук. Воронеж, 2006. 197 с.
- 8 Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва: Горячая Линия-Телеком, 2010. 382 с.
- 9 Бараненко Д.А., Салами М. Изменение белковой фракции говядины в цикле «замораживание-хранение-тепловая обработка» // Вестник Международной академии холода. 2014. № 4. С. 15-18.

REFERENCES

- 1 Evmenov V. P. Intellektual'nye sistemy upravleniya [Intellectual control systems]. Moscow, Librok, 2009. 290 p. (In Russ.).
- 2 Kartashov L. P., Zubkova T. M. Parametricheskii i strukturnyi sintez tekhnologicheskikh ob"ektov na osnove sistemnogo podkhoda i matematicheskogo modelirovaniya [Structural synthesis of technological objects on the basis of system approach and mathematical modeling]. Ekaterinburg, Uro RAN, 2013. 225 p. (In Russ.).
- 3 Alekseeva T. V., Rodionov A. A. Management of quality of food systems on the basis of cake of germs of wheat. *Ekonomika. Innovatsii. Upravlenie kachestvom*. [Economy. Innovations. Quality management], 2013, no. 5, pp. 30-33. (In Russ.).
- 4 Grachev Yu.P., Plaksin Yu. M. Matematicheskie metody planirovaniya eksperimenta [Mathematical methods of planning of experiments]. Moscow, DeLi print, 2009. 296 p. (In Russ.).
- 5 Khaykin S. Neironnye seti [Neural networks]. Moscow, Williams, 2006. 1104 p. (In Russ.).
- 6 Abramov G.V., Emelyanov A.E., Ivashin A.L. Identification of applicability area of mathematical model of net-work control system functioning in asynchronous mode during data transfer via multiple access channel. WMSCI 2011: 15th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics, 2011, vol. 3, pp. 199-202.
- 7 Bondarenko O. A. Razrabotka tekhnologii stabilizatsii kachestva pshenichnykh zarodyshei. Diss. kand. tekhn. nauk [Development of technology of stabilization of quality of wheaten germs. diss. cand. tech. sci.]. Voronezh, 2006. 197 p. (In Russ.).
- 8 Rutkovskaya D., Pilinskii M., Rutkovskii L. Neironnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and indistinct systems]. Moscow: Goryachaya Liniya-Telecom, 2010. 382 p. (In Russ.).
- 9 Baranenko D.A., Salami M. Changes of beef protein fraction in "freezing - storage - heat treatment" cycle. *Vestnik Mezhdunarodnoi akademii kholoda*. [Bulletin of international academy of refrigeration], 2014, no. 4, pp. 15-18. (In Russ.).