

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПРОГНОЗИРУЮЩИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕССА ПРОИЗВОДСТВА ХЛЕБА

И.В.Эльперин, С.Н.Швед, Г.Н. Биля

Национальный университет пищевых технологий, Киев, Украина

USING NEURAL NETWORKS PREDICTIVE MODELS FOR DEVELOPING PRODUCTION PROCESS OF BREAD

I.V. Elperin, S.N.Shved, G.N.Bila

National University of Food Technologies, Kiev, Ukraine

Abstract

Based on artificial neural networks are developed and investigated predictive models for different stages of making bread. This gives an opportunity to start technical operations predict the possible deviation of technological parameters of the regulated values. Can make recommendations for changes in technological regimes, which should support management system for high-quality products

Keywords: *neural network prediction model, production of bread*

Введение

Несмотря на простую машинно-аппаратурную схему и хорошо известную технологию изготовления хлебобулочных изделий, процесс выпечки хлеба можно отнести к среднему уровню сложности, а по природе явлений, которые происходят в сырье, полуфабрикатах и продукции, к довольно сложным микробиологическим, биохимическим, физико-химическим, массообменным, теплообменным и механическим процессам.

В процессе изготовления хлеба можно выделить отдельные стадии (подготовка сырья, приготовление опары, приготовление теста, разстойка теста и его выпечка), для каждой из которых регламентом установлены технологические показатели, которые рекомендуется поддерживать для получения готовой продукции высокого качества. Задачу поддержания этих параметров на определенном уровне должна решать система автоматизации. Но под действием внешних возмущений, а также непредвиденного развития технологического процесса не всегда после конкретной стадии можно получить желаемые результаты. Это означает, что каждая последующая стадия начнется при других непредсказуемых условиях и определенные ранее значения технологических параметров не будут эффективными.

Для процесса изготовления хлеба характерно то, что на каждой стадии происходят процессы связанные с изменениями, которые носят необратимый характер. То есть если процесс изготовления хлеба можно представить как определенную траекторию перехода от одной стадии к другой, то при отклонении от нее на одном из этапов невозможно вернуться на заданную траекторию, а возможно за счет определенных действий максимально приблизится к ней.

Учитывая, что технологические процессы хлебопекарного производства характеризуются: разнообразием процессов на всех стадиях его производства; высоким уровнем неопределенности на разных стадиях процесса изготовления хлеба; нелинейными зависимостями между параметрами; отсутствием математического описания многих явлений, которые характеризуют преобразование сырья и полуфабрикатов в готовую продукцию, а также отсутствием инструментальных методов контроля некоторых технологических параметров, для обеспечения стабильно высоких показателей качества готовой продукции, существующие системы автоматизации целесообразно дополнить подсистемой интеллектуальной поддержки принятия решений.

Материалы и методы

Заданием этой системы есть выработка рекомендаций про изменение значений технологических параметров на каждой последующей стадии производства в зависимости от результатов мониторинга показателей предыдущей. При этом понятно, что результаты предыдущей стадии невозможно изменить, но их возможно и необходимо учитывать при выполнении следующей.

Одним из вариантов решения этой задачи есть создание в системе управления процессом изготовления хлеба подсистемы оперативной коррекции технологических режимов на основе прогнозирующей модели.

Основная идея работы такой системы показана на рис.1.

Если рассматривать технологический процесс производства хлеба как совокупность последовательных этапов то можно утверждать, что на каждой стадии технологического процесса предусмотрено получение полупродукта с определенными регламентированными показателями $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$. Эти показатели зависят от значений параметров, при которых начинается выполнение технологического процесса на этой стадии $Y_i = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$. На первом этапе это показатели сырья, а на каждом последующем это показатели, которые характеризуют состояние предыдущей стадии. Именно от их значений зависит соответствие процессов, которые будут происходить на этой стадии, технологическому регламенту. Выходные значения предыдущей стадии будут входными для последующей $Y_{i+1} = X_i$ стадии. Технологический процесс на каждой стадии происходит при определенных управляющих воздействиях $U_i^p = \{u_1, u_2, u_3, u_4\}$.

Под действием внешних возмущений, а также за счет непредвиденного выполнения технологического процесса не всегда после конкретной стадии, возможно, получить желаемые показатели. Так как результаты последующей стадии существенно зависят от результатов предыдущей то на последующей стадии желательно скорректировать регламентированные управляющие действия U_i^p соответствующие действительным значениям $Y_i = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$. То есть необходимо предусмотреть оперативную коррекцию управляющих воздействий на каждой стадии производства в зависимости от результатов, полученных на предыдущей стадии.

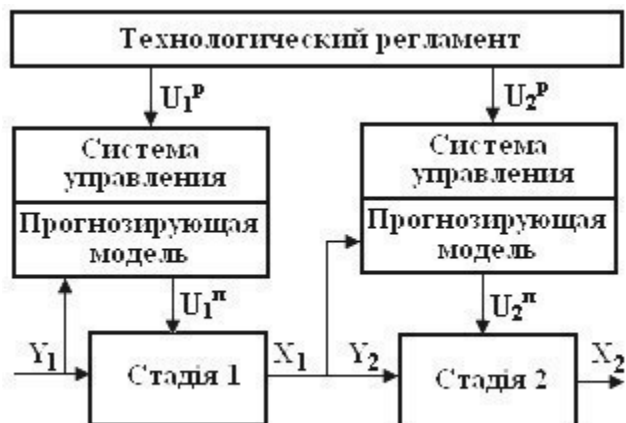


Рис.1. Структурная схема системы управления с прогнозирующей моделью

Например, на рис.2 показана параметрическая схема стадии процесса приготовления теста.

Входными параметрами этого этапа есть выходы предыдущего этапа: кислотность ($K_{оп}$), подъемная сила ($ПС_{оп}$), температура ($t_{оп}$) и влажность опары ($W_{оп}$). Качество выполнения текущего этапа оценивают по следующим показателям полуфабриката (теста): кислотность (K_t), подъемная сила ($ПС_t$), температура (t_t) и влажность теста (W_t).

Скорректировать эти показатели можно изменяя: температуру воды ($t_в$), продолжительность замеса теста ($\tau_д$) и продолжительность брожения теста ($\tau_б$).



Рис.2. Параметрическая схема процесса приготовления теста

Для этого в системе управления предусмотрено использование прогнозирующей модели, на которую подается информация про действительные значения показателей как для текущей так и предыдущей стадии производства (рис.3). По этой информации прогнозирующая модель должна определить значения управляющих воздействий U_i^n , при выполнении которых выходные значения текущей стадии должны (по прогнозу) максимально приближаться к регламентированным значениям.

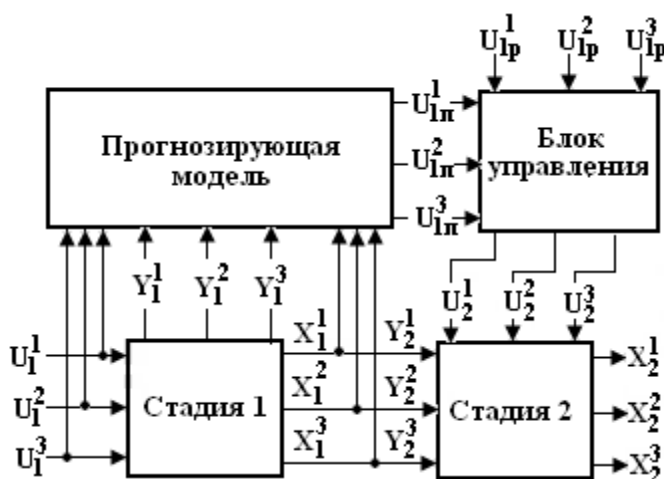


Рис.3. Структурная схема системы управления с нейронной прогнозирующей моделью

Существуют различные методы построения математических моделей. Однако, учитывая свойства объекта, предлагается для построения прогнозирующей модели использовать искусственные нейронные сети, которые хорошо зарекомендовали себя при работе с динамическими системами, которые имеют большую степень неопределенности и являются слабо формализованными [1]. Структурная схема системы управления с нейронной прогнозирующей моделью показана на рис.3.

Как известно, процесс разработки нейронных сетей состоит из двух стадий: обучения и рабочего режима.

На этапе обучения происходит вычисление синаптических коэффициентов в процессе решения нейронной сетью задач, в которых искомый ответ определяется не по правилам, а с помощью примеров, которые сгруппированы в обучающие множества. То есть нейронная сеть на стадии обучения сама выполняет роль эксперта в процессе подготовки данных для построения экспертной системы.

Результаты и обсуждение

Для обучения нейронной сети использовался алгоритм обучения «с учителем», который предусматривает использования ряда примеров, в которых есть значения как входных переменных $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ и $Y_i = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$, так и выходных переменных, в качестве которых используются управляющие воздействия $U_i^p = \{u_1, u_2, u_3, u_4\}$. Для разработки нейросетевых моделей в системах управления технологическими процессами необходимо быть уверенным в адекватности полученного

выходного значения. В этой связи для обучения нейронных сетей необходимы обучающие данные, которые должны отвечать свойствам представительности и случайности или последовательности.

Для каждой стадии процесса разработана своя прогнозирующая модель. При обучении модели была использована выборка данных, которая включала в себя все показатели, которые используются на данной стадии. При этом выборка разбивалась на две части. Одна использовалась для построения модели, вторая - для ее тестирования.

При использовании искусственных нейронных сетей в качестве прогнозирующей модели, прежде всего необходимо выбрать архитектуру сети, определится с количеством скрытых слоев и провести анализ ее использования в качестве модели. Матрицы входных и выходных параметров использовались для анализа трех типов сетей: одной прямого распространения FEED-FORWARD BACKPROP и две сети рекуррентного типа - Elman backprop и NARX.

Опытным путем показано, что для решения данной задачи наиболее адекватными являются многослойные нейронные сети прямого действия, а увеличение количества скрытых слоев не приводит к улучшению свойств обобщения нейронной сети. Одного скрытого слоя вполне достаточно для получения адекватной зависимости между входными и выходными параметрами. При этом количество равнялась полусумме количества входов и выходов.

На рисс.4-6 приведены значения ошибок обучения, полученных для трех типов сетей для стадии приготовления теста.

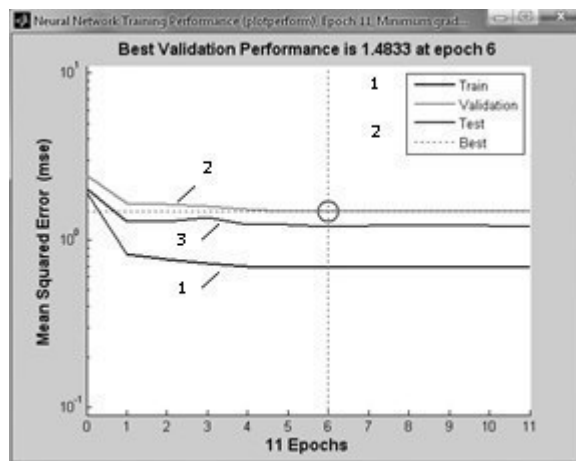


Рис.4. Tun сетью: FEED-FORWARD BACKPROP

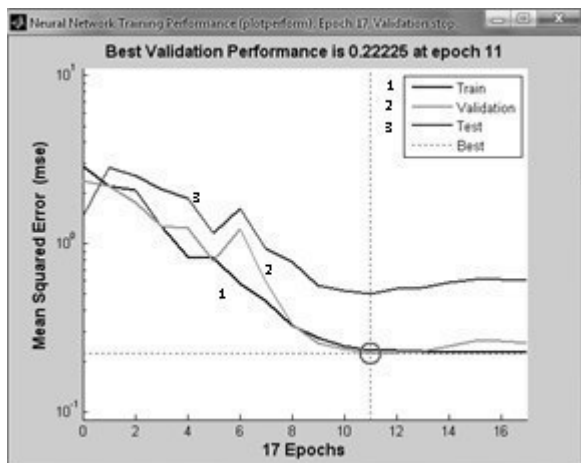


Рис.5. *Tun cemu: Elman backprop*

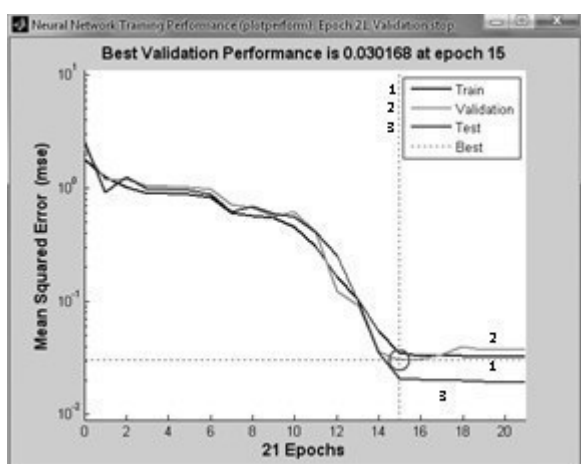


Рис.6. *Tun cemu: NARX*

Для всех типов сетей анализировалась величина среднеквадратичной ошибки отклонения прогнозируемых значений выходных параметров каждой стадии от их реальных значений.

Анализ результатов обучения и тестирования показал, что для всех стадий производства можно использовать нейронную сеть типа NARX. Для выбранной сети дополнительно были исследовано влияние функций обучения TRAINLM, LOGSIG и PURELIN на показатели этой сети.

Заклучение

В результате проведенных исследований показана возможность использования нейронных искусственных сетей для построения прогнозирующих моделей разных стадий производства хлеба. Полученные модели могут быть использованы в системе управления технологическим процессом для корректировки технологических режимов с целью получения регламентированных технологических показателей на каждой стадии производства и, как следствие, готовой продукции высокого качества [2].

Литература

- [1] Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems: A Practitioner's Handbook (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing)/ M. Norgaard, O. Ravn, N.K. Poulsen, L.K. Hansen.- Springer;2008.- 246 pp. [
- [2] Intelligent control systems of bread production / Sergey Shved, Igor Elperin. // The Second North and East European Congress on Food-2013, 26 – 29 May 2013, Kyiv, Ukraine