

С.М.Швед

І.В.Ельперін, канд.техн.наук

Національний університет харчових технологій

**РОЗРОБКА ПРОГНОЗУЮЧОЇ МОДЕЛІ В СИСТЕМІ УПРАВЛІННЯ
ПРОЦЕСОМ ПРИГОТУВАННЯ ХЛІБА З ВИКОРИСТАННЯМ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Проведений аналіз технологічного процесу хлібопекарського виробництва як складної динамічної системи з слабо формалізованими параметрам., Розроблені параметричні схеми окремих стадій процесу. На основі методів нейронних мереж розроблена прогнозуюча модель технологічного процесу приготування хлібобулочних виробів, яка призначена для використання її в підсистемі оперативної корекції системи управління.

***Ключові слова:** динамічна система, параметрична схема, нейронна мережа, оперативна корекція*

Технологічний процес приготування хліба можна представити як складну динамічну систему в якій кінцевий результат залежить від результатів кожної стадії виробництва, а результат кожної наступної стадії залежить від показників, які отримані на попередній стадії. Цей процес має всі ознаки слабо формалізованого, а саме:

- унікальність процесу;
- якісна природа параметрів предметної області;
- неоднорідність (різноманітність) шкал вимірювання параметрів;
- нелінійний характер взаємозв'язку характеристик;
- різноманітність можливих форм взаємодії підпроцесів між собою.

Якщо прийняти, що при виготовленні хліба можна виділити i стадій: (підготовка сировини, приготування опари, приготування тіста, вистоювання тіста та його випікання) то для кожної стадії технологічним регламентом передбачені основні технологічні показники, які залежать від показників сировини на вході $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$. Після виконання кожної стадії передбачається отримання напівпродукту з показниками $Y^i = \{y^i_1, y^i_2, y^i_3, \dots, y^i_n\}$ за рахунок виконання управляючих дій $U = \{u_1, u_2, u_3, u_4\}$, які також визначаються технологічним регламентом. Під дією зовнішніх збурень, а також за рахунок непередбачуваного перебігу технологічного процесу не завжди після конкретної стадії можливо отримати бажані показники. Так як результати наступної стадії суттєво залежать від результатів попередньої то на наступній стадії бажано скорегувати управляючі дії U до значень U' відповідно до $f(U, Y^i)$, де Y^i дійсні значення показників, що отримані після i -ої стадії (рис.1).

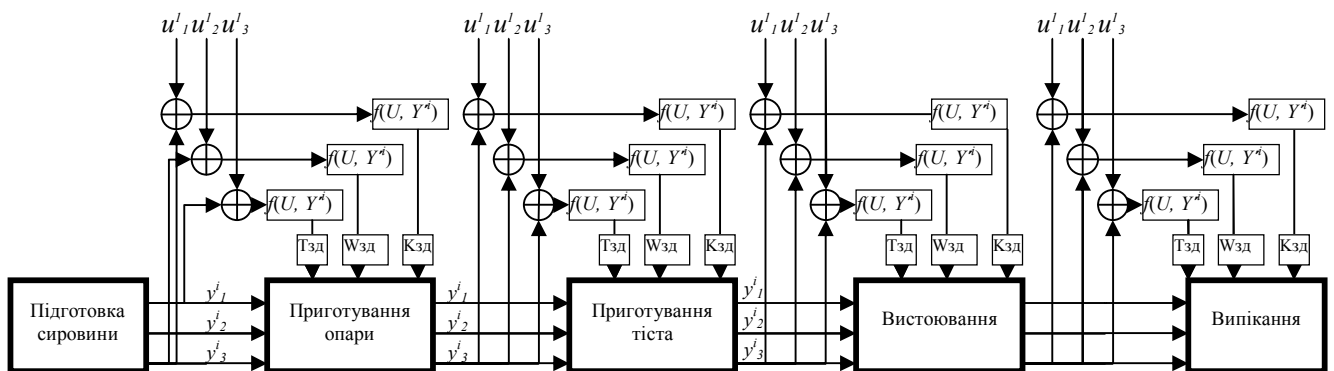


Рис.1. Структурна схема оперативної корекції технологічних параметрів приготування хліба

Для вирішення цієї задачі необхідно розробити прогноуючу модель технологічного процесу, за допомогою якої можна за результатами показників технологічних параметрів, які отримані після завершення процесу на конкретній стадії виробництва, визначити прогнозні значення технологічних параметрів які можуть бути отримані на наступній стадії. Якщо значення цих параметрів будуть суттєво відрізнятись від регламентованих, необхідно буде

приймати рішення з оперативної корекції управляючих дій цієї стадії таким чином, щоб компенсувати незадовільні показники попередньої стадії.

Для побудови прогнозуючої моделі були розроблені параметричні схеми окремих технологічних стадій. На рис.2 наведена параметрична схема ділянки приготування опари. Вхідними параметрами цього етапу є показники, які характеризують сировину яка подається на виробництво. Дріжджову суспензію оцінюють за підйомною силою ($ПС_d$) та кислотністю (K_d). Борошно оцінюють за основними хлібопекарськими показниками: кислотність (K_b), автолітична активність (AA_b), газоутворююча здатність (Γ_b), кількість і якість клейковини ($H_{i,dk}$), сила борошна (F_b) та водопоглинальна здатність ($ВПЗ_b$).



Рис.2. Параметрична схема процесу приготування опари

Якість етапу оцінюють за наступними показниками опари: кислотність ($K_{оп}$), підйомна сила ($ПС_{оп}$), температура ($t_{оп}$) та її вологість ($W_{оп}$).

Змінювати і підтримувати ці показники на бажаному значення можна за рахунок зміни: температури води (t_b); незначної зміни кількості дріжджової суспензії (G_d), яку добавляють в опару ; тривалості замісу опари ($\tau_{z.i.}$), іноді цей показник використовується разом з показником інтенсивності замісу опари; тривалості бродіння опари ($\tau_{a.i.}$).

В ході досліджень було виявлено такі залежності параметрів, які використовуються для оцінки якості виготовлення хліба на етапі приготування опари:

$$\begin{cases} W_{\text{оп}} = f_{11}(F_{\text{б}}, \text{ВПЗ}_{\text{б}}, G_{\text{б}}^{\text{о}}, G_{\text{в}}^{\text{о}}, t_{\text{в}}) \\ \text{ПС}_{\text{оп}} = f_{23}(G_{\text{б}}, \text{АА}_{\text{б}}, \text{ПС}_{\text{д}}, K_{\text{оп}}, G_{\text{б}}^{\text{о}}, G_{\text{в}}^{\text{о}}, G_{\text{др}}, \tau_{\text{зо}}, t_{\text{оп}}, \tau_{\text{бо}}) \\ K_{\text{оп}} = f_{24}(\text{АА}_{\text{б}}, K_{\text{б}}, K_{\text{д}}, G_{\text{б}}^{\text{о}}, \tau_{\text{зо}}, \tau_{\text{бо}}, t_{\text{в}}) \end{cases}$$

Аналогічні дослідження були виконані і для інших стадій виробництва хліба.

Отримані залежності були покладені в основу для збору експериментальних даних представлених у вигляді таблиць, фрагмент якої наведений нижче.

Фрагмент таблиці даних технологічних параметрів для стадії приготування опари

Підйомна сила дріжджів (ПС _д)	Кислотність дріжджів (К _д)	Кислотність борошна (К _б)	Автоматична активність борошна (АА _б)	Газоутворююча здатність борошна (Г _б)	Сила борошна (F _б)	Водо поглиняльна здатність (ВПЗ _б)	Кількості дріжджової суспензії (G _д)	Тривалості замісу опари (τ _{зо})	Тривалості бродіння опари (t _{оп})	Температури води (t _в)	Кислотність опари (K _{оп})	Підйомна сила опари (ПС _{оп})	Вологість опари (W _{оп})
70	240	3,5	30	1200	51	60	240	6	270	37	3,3	11	47
70	200	3,5	28	1340	69	54	200	7	250	37	3,5	9	47
70	230	2,5	30	1360	53	56	230	5	260	37	3,5	9	47
65	160	3,5	30	1380	67	52	160	6	270	37	3,3	11	47

До недавнього часу існувало декілька загальноприйнятих методів прогнозування часових рядів: економетричні, регресивні, методи Бокса-Джонсона і інші. Останнім часом все більшої популярності для побудови прогнозуючих моделей слабоформалізованих процесів набувають штучні нейронні мережі (ШНМ).

Штучна нейронна мережа є видом математичних моделей, які будуються за принципом організації і функціонування їх біологічних аналогів - мереж нервових клітин (нейронів) мозку. У загальному вигляді штучна нейронна мережа складається із декількох шарів: вхідного, схованого (одного або декількох) і вихідного (рисю3). Кожний шар складається із штучних нейронів. Нейрони вхідного шару отримують сигнали від входів, перетворюють їх і передають нейронам схованого шару. Далі спрацьовує наступний шар, і так до вихідного, який видає вихідні сигнали. Кожний вихід нейронів будь-якого шару подається на вхід всіх нейронів наступного шару. При проходженні сигналу від одного нейрона на інший відбувається множення його значення на ваговий коефіцієнт. Кожний нейрон видає зважену суму входів, які підєднуються до нього, у мережу на нейрон наступного шару.

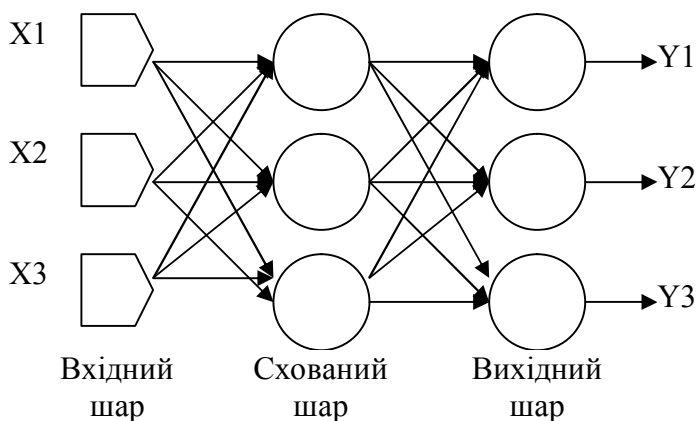


Рис.3. Штучна нейронна мережа

Особливістю використання ШНМ є те, що вони не програмуються, а навчаються. Тому основним етапом роботи з ШНМ є її навчання, тобто настроювання параметрів мережі, тобто вагових коефіцієнтів окремих мережевих зв'язків. При

використанні методу контрольованого навчання, на входи системи подаються вхідні сигнали, які відповідають певному вхідному шаблону. Значення отримані на виходах порівнюються з значеннями, які є у вихідному шаблоні. На основі величини похибки між реальним і бажаним значенням виходу мережі, за визначеними правилами проводиться настроювання параметрів окремих нейронів, тобто зміни на деяку величину вагових коефіцієнтів. Виконуючи цей процес ітеративно, цикл за циклом, можна настроїти ШНМ таким чином, щоб помилка не перевищувала визначених значень. В якості функції похибок частіше всього береться сума квадратів похибок, тобто коли всі помилки вихідних елементів для всіх спостережень зведених у квадрат і потім

підсумовуються. Практично процес навчання є підгонкою моделі, яка реалізується мережею.

Досвід використання ШНМ показує, що практично для моделювання будь-якої задачі достатньо використовувати два схованих шара (теорема Колмогорова), але практично для більшості практичних задач достатньо одного шару, а мережі з трьома шарами практично не використовуються. Кількість елементів у схованому шарі можна визначити як напівсуму числа вхідних і вихідних елементів.

Кількість вхідних і вихідних елементів визначаються умовами задачі. У нашому випадку для навчання нейронної мережі будуть вводитись дані наведені у таблиці з урахуванням залежностей між параметрами визначеними при аналізі параметричних схем.

Розроблення математичної прогнозуючої моделі проводилося в середовищі Matlab Neural Network Toolbox. Для всіх стадій технологічного процесу, використовуючи одні експериментальні дані, було проведено навчання трьох нейронних мереж: послідовно-паралельної, радіально-базисної та Елмана.

Порівняння отриманих результатів проводили за показниками:

- середньоквадратичне відхилення похибки моделювання;
- кількість циклів навчання ;
- швидкодія;
- простота реалізації;
- зручність навчання;
- можливість редагування функціональних залежностей.

В результаті проведених досліджень показали, що всі розглянуті нейронні мережі можуть бути використані при побудові прогнозуючої моделі. За деякими незначними перевагами у швидкодії і необхідній кількості навчання для використання у системі оперативної корекції вибрана нейронна мережа Елмана.

Розроблену прогнозуюча модель планується використати у автоматизованій системі оперативної корекції. На рис.4. Загальна структура системи управління.

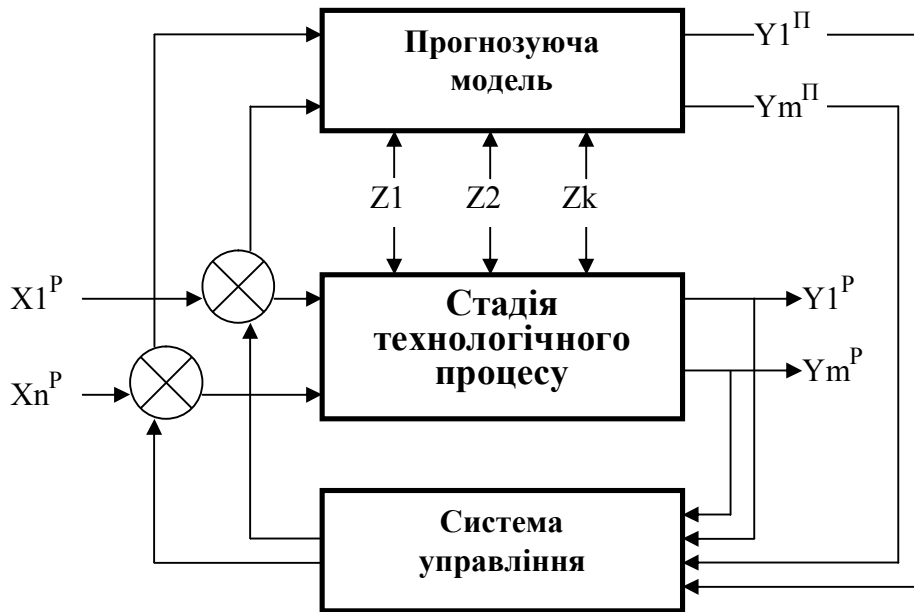


Рис.4. Структурна схема системи управління

На певну стадію технологічного процесу впливають технологічні параметри, які характеризують попередню стадію (Z_1 - Z_k) та параметри, за допомогою яких можна керувати технологічним процесом стадії і які попередньо мають значення встановлені регламентом (X_1^P - X_n^P). Ці значення поступають на навчену нейронно-мережову прогнозуючу модель, яка визначає прогнозовані значення технологічних параметрів, які характеризують роботу стадії ($Y_1^П$ - $Y_m^П$). Ці значення подаються у систему управління, яка порівнює ці значення зі значеннями технологічного регламенту (Y_1^P - Y_m^P). Якщо між ними є суттєва різниця, система управління виробляє рекомендовані управляючі дії, які змінюють значення X_1 - X_n таким чином, щоб нові прогнозовані значення параметрів ($Y_1^{П''}$ - $Y_m^{П''}$) відповідали регламентованим значенням.

Висновки. В результаті проведеної роботи розроблені параметричні схеми для окремих технологічних стадій процесу приготування хліба, які дали

зможу визначити взаємозв'язки між окремими технологічними параметрами. Ця інформація використана для розробки нейронно-мережевої прогнозуючої моделі, яка може бути використана у підсистемі оперативної корекції системи автоматизованого управління процесом виготовлення хлібобулочних виробів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB/ С.Д. Штовба.-М.: Горячая линия – Телеком, 2007.-288с.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс = Neural Networks: A Comprehensive Foundation. — 2-е. / Хайкин С.— М.: «Вильямс», 2006. — 1104 с.
3. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. — 1-е. / Л.Н. Ясницкий — Издательский центр "Академия", 2005. — 176 с.
4. Еремин Д.М. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. /Д.М. Яремин, И.Б. Гарцев — М.: МИРЭА, 2004. — 75 с.
5. Дробот В.І. Технологія хлібопекарського виробництва/ В.І. Дробот. — К.: Логос, 2002. — 366с

Швед С.Н., Эльперин И.В.

РАЗРАБОТКА ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛИ В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ПРИГОТОВЛЕНИЯ ХЛЕБА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Проведен анализ технологического процесса хлебопекарного производства как сложной динамической системы с слабо формализованными параметрами. Разработаны параметрические схемы отдельных стадий производства. На основе методов нейронных сетей разработана прогнозирующая модель технологического процесса приготовления хлебобулочных изделий, которая предназначена для использования ее в подсистеме оперативной коррекции системы управления.

Ключевые слова: динамическая система, параметрическая схема, нейронная сеть, оперативная коррекция

S. Shved, I.Elperin

**DEVELOPMENT OF PREDICTIVE MODELS IN THE PROCESS OF
MAKING BREAD USING NEJRONNÌH NETWORKS**

The analysis of technological process of bread making as a complex dynamic system with weakly formalized settings. Developed parametric schemes for individual stages of production. Reciprocal links are established parameters of technological processes on separate stages. Compiled a table of experimental data. The comparative analysis of different neural networks. Neural network-based prediction model developed by Elmana technological process of preparation of bakery products, which is designed for use in the operational correction management system. Is a block diagram of the control system.

Keywords: *dynamic system, parametric layout, neural network, operative correction*

Надійшла до редколегії вересень 2012 р.