

INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS COMPLEX TECHNOLOGICAL PROCESSES

I. Elperin, S. Shved

National University of Food Technologies

Key words:

Intelligent control systems
Predictive models neural
Networks genetic
Algorithms

Article history:

Received 10.11.2013
Received in revised form
20.11.2013
Accepted 01.12.2014

Corresponding author:

I. Elperin

E-mail:

npnuht@ukr.net

ABSTRACT

The article reviews questions of the use of modern computer-integrated methods and algorithms in the intelligent systems of the support of decision making while controlling complex weakly formalized technological processes with the use of forecasting models created on the base of artificial neuron networks and genetic algorithms.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ СКЛАДНИМИ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

І.В. Ельперін, С.М. Швед

Національний університет харчових технологій

У статті розглянуто питання використання сучасних комп'ютерно-інтегрованих методів і алгоритмів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень при управлінні складними слабо формалізованими технологічними процесами з використанням прогнозуючих моделей, створених на базі штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів.

Ключові слова: *інтелектуальні системи управління, прогнозуючі моделі, нейронні мережі, генетичні алгоритми.*

Велика кількість технологічних процесів, до яких відносяться і більшість процесів харчових виробництв, складається з послідовності окремих стадій, на кожній з яких передбачено отримання напівпродуктів, що повинні мати відповідні значення технологічних показників. Однак під впливом зовнішніх збурень, а також за рахунок непередбачених змін у ході виконання технологічного процесу після виконання конкретної стадії не завжди вдається отримати бажані показники. Це притаманно технологічним процесам харчових виробництв, де відбуваються складні мікробіологічні й біохімічні процеси, переважна більшість яких має незворотний характер. У результаті технологічні процеси, які відбуватимуться на наступних стадіях виробництва,

будуть проходити за непередбачених регламентом умов, що призведе до випуску продукції з низькими показниками якості. У зв'язку з цим особливої актуальності набуває задача розробки алгоритмів автоматизованого корегування технологічного режиму на кожній стадії залежно від результатів, отриманих на попередній стадії.

Якщо розглядати технологічний процес як сукупність послідовних етапів, то можна стверджувати, що на кожній із стадій технологічного процесу необхідно отримати напівпродукт з визначеними регламентом показниками $X_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n\}$, де i — номер стадії виробництва, а n — технологічний показник напівпродукту. При цьому регламентом також передбачені значення технологічних режимів, які необхідно підтримувати на цій стадії виробництва, щоб отримати напівпродукт певної якості. У подальшому ці значення варто розглядати як управляючі, тому що за рахунок їх зміни можна скорегувати хід технологічного процесу на цій стадії: $U_i^p = \{u_i^{p1}, u_i^{p2}, \dots, u_i^{pk}\}$, де i — номер стадії, а k — показник технологічного режиму. Якщо технологічний процес триває за визначених регламентом умов, то підтримання регламентованих показників технологічних режимів забезпечує отримання напівпродукту із заданими показниками якості.

Складності виникають тоді, коли на попередній стадії виробництва не отримані передбачені регламентом технологічні показники. Це вимагає зміни технологічних режимів наступної стадії. Оскільки корегування управляючих дій (технологічних режимів) необхідно виконувати перед початком виконання наступного етапу, то у складі системи управління такими процесами необхідно передбачити використання прогнозованих моделей, за допомогою яких можливо визначити скореговані значення технологічних режимів, що необхідно підтримувати на плинній стадії виробництва з урахуванням технологічних показників, отриманих на попередній стадії.

Зважаючи на те, що такі технологічні процеси відносяться до слабо формалізованих і описуються в основному нелінійними рівняннями або взагалі не мають математичного опису, то для побудови прогнозуючої моделі доцільно використати штучні нейронні мережі (ШНМ), які використовуються для роботи зі складними динамічними системами, що мають великий ступінь невизначеності.

У процесі розробки нейронно-мережевої моделі насамперед необхідно сформулювати вибірку даних, яка використовуватиметься в процесі її побудови. На відміну від класичних методів розробки математичної моделі, нейронна мережа одночасно розглядає матрицю даних, що включає перелік вхідних і вихідних параметрів, між якими повинна бути знайдена залежність. При цьому як вхідні параметри розглядаються технологічні параметри напівпродукту попередньої стадії та значення технологічних режимів (управляючих дій), за яких повинен відбуватись технологічний процес. Технологічні параметри розглядаються як вихідні (отримані в процесі виконання наступної стадії). Розглядаючи технологічний процес приготування хліба як сукупність послідовних стадій (дозування компонентів, приготування опари, приготування тіста, вистоювання та випікання), для кожної стадії можливо визначити

вхідні і вихідні параметри. На рис.1 наведена параметрична схема для стадії приготування тіста.



Рис. 1. Параметрична схема процесу приготування тіста

Вхідними показниками цієї стадії є технологічні показники попередньої стадії, тобто кислотність ($K_{оп}$), підйомна сила ($ПС$), температура ($t_{оп}$) і вологість ($W_{оп}$) опари. Крім того, на хід технологічного процесу впливають показники хлібопекарських властивостей борошна. Якість стадії оцінюють за такими показниками тіста: титрована кислотність ($K_т$), підйомна сила ($ПС_т$), температура ($t_т$) і вологість ($W_т$). Скоригувати ці показники можна за рахунок зміни температури води ($t_в$), тривалості замісу тіста ($\tau_{зт}$), тривалості бродіння тіста ($\tau_{бт}$). Матриця даних для побудови ШНМ для стадії приготування тіста має вигляд, показаний у табл. 1.

Таблиця 1. Матриця даних ШНМ для стадії «Приготування опари»

№ досліджу	Вхідні параметри							Вихідні параметри			
	Технологічні параметри попередньої стадії				Технологічні режими стадії			Технологічні параметри на виході стадії			
	$K_{оп}$	$ПС_{оп}$	$t_{оп}$	$W_т$	$t_в$	$\tau_{зт}$	$\tau_{бт}$	$K_т$	$ПС_т$	$t_т$	$W_т$
1	3,5	9,5	29	47,1	37	9	90	3,25	9	30	45,1
2	2	9,5	31	46,8	37	8	105	2,5	9,5	31,5	44,8
3	3,5	8	29	47,2	37	13	85	3,5	7	29	45,2
4	3,6	8,5	31	47,5	38	9	85	3	8	29	45,5
5	3,5	9	29	47,1	37	9	90	3,25	9	29,5	45,1
.
96	3,3	9	27	46,9	39	10	100	3,25	8,5	30,5	44,9
97	3,5	9	29	47,1	37	9	90	3,25	9	29,5	45,1
98	3,5	10	29	46,6	45	10	75	3,75	7,5	31	44,6
99	3,6	8,5	31	47,5	38	9	85	3	8	29	45,5
100	3,6	9	29	47	30	8	105	2,5	10,5	29	45

Вибір набору вхідних і вихідних параметрів для формування матриці даних ШНМ є дуже важливим етапом побудови штучно-нейронної моделі. Включення до її складу малозначущих факторів приводить до необґрунто-

ваного ускладнення системи, а неврахування важливих показників — до отримання некоректної математичної моделі.

Процес розробки ШНМ передбачає вирішення оптимізаційної задачі пошуку значень синаптичних коефіцієнтів W , що утворюють структуру взаємодії між входами й виходами моделі, при яких мінімізується похибка між реальними і прогнозованими значеннями вихідних параметрів (рис.2). Оскільки залежність помилки від коефіцієнтів нелінійна, вирішити цю задачу в аналітичному вигляді неможливо. Зважаючи на це, пошук глобального мінімуму виконується шляхом ітераційного процесу, який називається «навчанням мережі». Для вирішення цієї задачі використовуються спеціальні комп'ютерні інструменти, серед яких можна назвати Matlab Neural Network Toolbox, який і використаний у дослідженні.

Для побудови ШНМ насамперед необхідно визначитись із архітектурою нейронної мережі, кількістю схованих шарів і кількістю штучних нейронів. Не існує алгоритму вибору архітектури мережі, тому, як правило, проводиться аналіз декількох мереж. На рис.2 показана структура ШНМ для етапу приготування тіста, кількість входів і виходів якого відповідає параметрам, наведеним на рис.1, а кількість шарів в одному схованому шарі дорівнює кількості входів і виходів мережі.

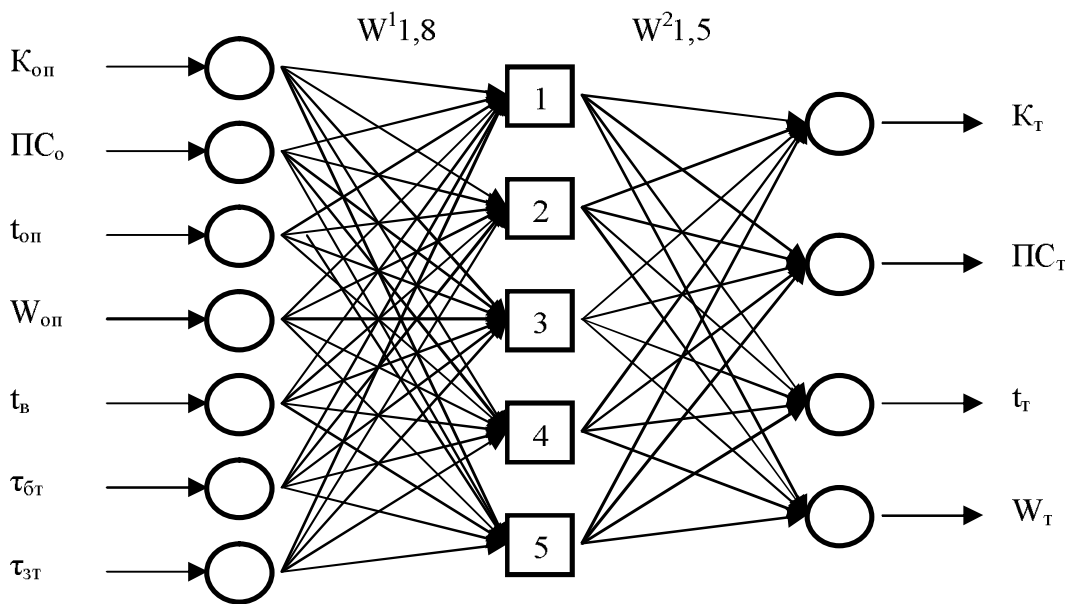


Рис. 2. Структура ШНМ процесу приготування тіста

На рис.3 показаний алгоритм побудови штучної нейронної мережі. Після отримання матриці даних про показники і режими технологічного процесу, половина цих даних вводиться у програму. На цій вибірці відбувається процес навчання мереж трьох різних архітектур ШНМ: однієї мережі прямого розповсюдження (FEED-FORWARD BACKPROP) і двох мереж рекурентного типу (Elman backprop і NARX). Аналіз результатів навчання проводився для різних типів мереж, а саме: часу і похибки навчання мережі. Друга половина даних використовується для тестування побудованої мережі, тобто порівня-

ння результатів прогнозування значень вихідних параметрів моделі з реальними фізичними даними.



Рис. 3. Алгоритм побудови штучно-нейронної мережі

Результати побудови прогнозуючої моделі для стадії приготування тіста (табл.2) дозволили зробити висновок про доцільність використання на цій стадії ШНМ типу NARX.

Отриману штучно-нейронну мережу можна використовувати як прогнозовану для оцінки стану виконання технологічного процесу на певній стадії виробництва. Ця інформація може бути використана для прийняття відповідних управляючих дій. Але більш ефективно її можна використати для пошуку значень оптимальних технологічних режимів у разі відхилення технологічного процесу від регламентованих значень. Тобто ці моделі можна використати для побудови автоматизованої системи оперативної корекції технологічних режимів на кожній стадії в залежності від показників якості напівпродуктів, отриманих на попередній стадії

Таблиця 2. Результати побудови прогнозуючої моделі для стадії «Приготування тіста»

Мережа	Навчання мережі			Тестування мережі			
	Параметри етапу навчання			Середня квадратична помилка для параметрів			
	Помилка навчання	Кількість епох	Час навчання	Температура тіста	Вологість тіста	Підйомна сила тіста	Кислотність тіста
FEED-FORWARD	1,4820	21	<3с	1,7437	0,0091	2,4289	0,1117
Elman backprop	0,1685	8	<1с	0,1738	0,0179	0,0202	0,0438
NARX	0,0887	14	<3	0,1173	0,0048	0,0206	0,0259

Для вирішення цієї задачі пропонується використати генетичні алгоритми, які широко використовуються для вирішення задач оптимізації багатопараметричних функцій. Сила генетичних алгоритмів полягає у їхній здатності маніпулювати одночасно багатьма параметрами. Генетичний алгоритм — це евристичний метод пошуку рішення задачі, що імітує процеси біологічної еволюції, яка полягає у тому, що у генетичних процесах біологічних організмів біологічні популяції розвиваються протягом декількох поколінь і підпорядковуються законам природного відбору за принципом «виживає найбільш пристосований» (survival of the fittest), відкритим Ч. Дарвіном. Генетичний алгоритм використовує пряму аналогію з таким механізмом.

У класичному вигляді алгоритм функціонування генетичного алгоритму передбачає такі етапи:

1. Формується початкова популяція, що складається з n особин, для кожної з яких визначається рівень її пристосованості, тобто наближеності до оптимального значення. Також розраховується функція пристосованості для всієї популяції.

2. Із найкращих особин методом схрещування отримуємо нові особини, які включаються до популяції замість особин, що мають найгірші показники пристосованості. Для нової популяції розраховується функція пристосованості для всієї популяції. Якщо значення цієї функції не досягає встановленого значення, знову проводиться процедура схрещування батьківських особин, визначаються нові і формується нова популяція. Особина в останній популяції, яка має найкраще значення функції пристосованості, і є рішенням оптимізаційної задачі.

Як функцію пристосованості вибрано величину середньоквадратичної похибки для окремої особини або для всієї популяції. У зв'язку з тим, що окремі параметри визначаються у різних одиницях вимірювання, перед розрахунком середньоквадратичної похибки значення технологічних параметрів нормалізуються.

У табл. 3 наведений фрагмент початкової популяції для стадії приготування тіста. Технологічні параметри попередньої стадії для всіх особин вказані єдині і саме у тих значеннях, для яких будуть визначатись оптимальні

технологічні режими. Значення технологічних режимів визначаються з регламентованих діапазонів методом випадкових чисел.

Таблиця 3. Початкова популяція на стадії «Приготування опари»

№ особи	Вхідні параметри							Вихідні параметри				Середньо-квдратична похибка
	Технологічні параметри попередньої стадії				Технологічні режими стадії			Технологічні параметри на виході стадії				
	$K_{оп}$	$PC_{оп}$	$t_{оп}$	W_T	t_b	$\tau_{зт}$	$\tau_{от}$	K_T	PC_T	t_r	W_T	
1	3,5	9,5	29	47,1	37	9	90	3,25	9	30	45,1	0,20463
2	3,5	9,5	29	47,1	37	8	105	2,5	9,5	31,5	44,8	0,56899
3	3,5	9,5	29	47,1	37	13	85	3,5	7	29	45,2	0,46771
4	3,5	9,5	29	47,1	38	9	85	3	8	29	45,5	0,75622
5	3,5	9,5	29	47,1	37	9	90	3,25	9	29,5	45,1	0,52022

Значення технологічних параметрів на виході стадії визначається з використанням розробленої штучно-нейронної мережі. Саме з цієї початкової популяції методом генетичних алгоритмів і визначається оптимальна комбінація технологічних режимів, за підтримання яких можливо отримати регламентовані значення технологічних показників напівфабрикату або готової продукції.

Висновки

Впровадження сучасних комп'ютерно-інтегрованих технологій дає змогу створювати системи управління з використанням інтелектуальних алгоритмів управління, які потребують складних розрахунків і можливості працювати у режимі реального часу.

Література

1. Арлазаров В.Л. Теория и методы создания интеллектуальных компьютерных систем / В.Л. Арлазаров, Ю.И. Журавлев, О.И. Ларичев. — М.: Энергоатомиздат, 2001. — 212 с.
2. Бондарев В.Н. Искусственный интеллект: учеб. пособие для вузов / В.Н. Бондарев, Ф.Г. Аде. — Севастополь, изд-во СевНТУ, 2002. — 615 с.
3. Боровиков В.П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / В.П. Боровиков. — 2-е изд. перераб. и доп. — М.: Горячая линия — Телеком, 2008. — 392 с.
4. Гладков Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, М.В. Курейчик. — М.: Физматлит, 2006. — 320 с.
5. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / Т.В. Панченко. — Астрахань : Издательский дом «Астраханский университет», 2007. — 87 с.
6. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: пер. с польск. И. Д. Рудинского/Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский . — М.: Горячая линия — Телеком, 2006. — 452 с.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ

И.В. Эльперин, С.Н. Швед

Национальный университет пищевых технологий

В статье рассмотрены вопросы использования современных компьютерно-интегрированных методов и алгоритмов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений при управлении сложными слабо формализованными технологическими процессами с использованием прогнозирующих моделей, созданных на базе искусственных нейронных сетей, и генетических алгоритмов

Ключевые слова: *интеллектуальные системы управления, прогнозирующие модели, нейронные сети, генетические алгоритмы.*