

АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ МІКРОКЛІМАТУ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*М.О. Русиняк, кандидат технічних наук
ВП НУБіП України «Бережанський агротехнічний інститут»*

Запропоновано використання алгоритму розпізнавання температурних образів і його реалізація за допомогою штучної нейронної мережі для використання в автоматизованих системах оптимізації параметрів мікроклімату агропромислового підприємства.

Алгоритм, автоматизація, штучні нейронні мережі, клімат, розпізнавання образів.

Основним параметром клімату, що найбільше впливає на біотехнічний об'єкт є температура повітря [1]. Дослідженнями встановлено, що річні реалізації температури зовнішнього середовища є реалізаціями нестационарних випадкових процесів з характеристиками, які відрізняються з року в рік. Аналіз зміни окремих ділянок річних реалізацій показав, що вони можуть бути прогнозовані, оскільки є реалізаціями або стационарних випадкових процесів, або стационарних процесів з адитивними детермінованими складовими, тобто квазістационарних процесів. Кожну з річних реалізацій можна подати у вигляді 60–90 таких стационарних або квазістационарних ділянок. Аналіз всіх можливих ділянок показує, що будь-яка з них може належати до одного з п'яти класів – так званих фреймів. Набір фреймів сформує певну множину станів – температурних образів у термінології штучних нейронних мереж.

Основною функцією автоматизованих систем є адекватна реакція на збурення. Визначений температурний образ визначає певну стратегію функціонування автоматизованої системи управління мікрокліматом.

Мета досліджень – вирішення задачі розпізнавання образів мікроклімату за допомогою штучної нейронної мережі (ШНМ).

Матеріали та методика досліджень. Величини температури зовнішнього середовища впродовж певного періоду часу (в дослідженнях вибрано 4 доби – 96 год) формують певний температурний образ, що визначає стратегію автоматизованої системи керування. Образ формується 32 значеннями температури (інтервал – 3 год). Температурні образи можна характеризувати амплітудою періодичних коливань впродовж доби і коефіцієнтом зміни середньодобового значення (рис. 1-4).

Період добових коливань температури зовнішнього середовища T становить 24 год. Залежність температури Θ від часу t можна описати виразом:

$$\Theta = \Theta_0 + k \cdot t + a \cdot \sin(\omega \cdot t + \varphi_0), \quad (1)$$

де k – коефіцієнт зміни середньодобового значення; a – амплітуда періодичних коливань добової температури; ω – кругова частота коливань ($\omega = 2\pi \cdot T$); Θ_0 – початкове значення середньодобової температури; φ_0 – початкова фаза добових коливань температури;

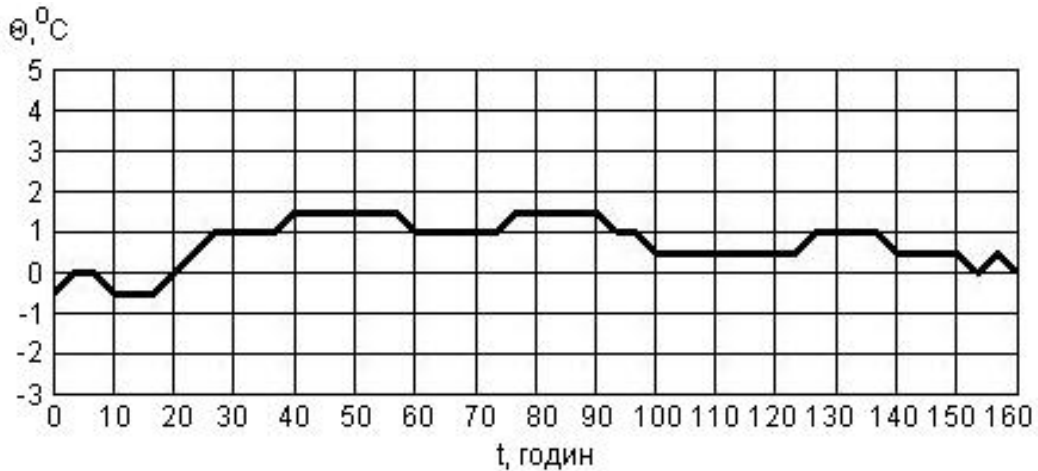


Рис. 1. Температурний образ з невеликою зміною середньодобової температури та невеликою амплітудою добової температури (образ 1)

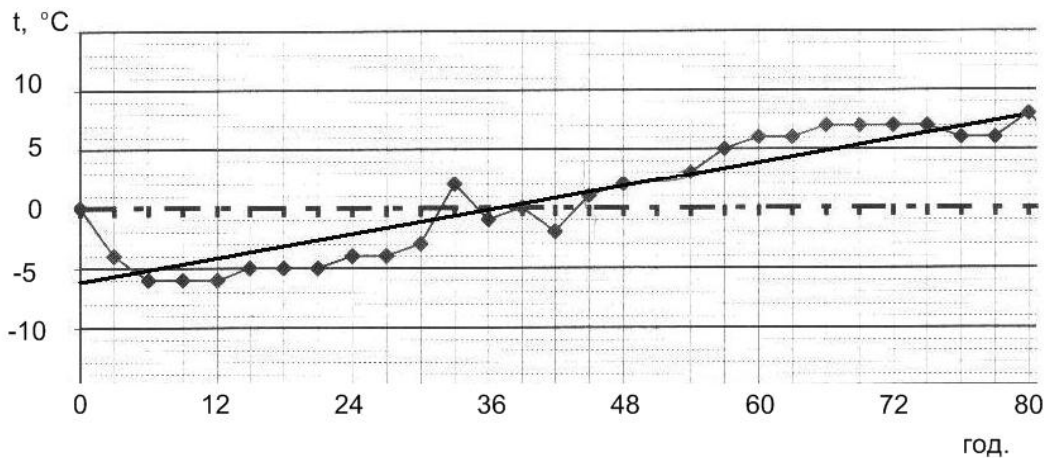


Рис. 2. Температурний образ з великою зміною середньодобової температури та невеликою амплітудою добової температури (образ 2)

Значення амплітуди коливань a та коефіцієнта k виразу (1), визначає конкретний фрейм (температурний образ), до якого належить залежність температури від часу впродовж 96 год. Графічна залежність температурного образу від значень коефіцієнтів a та k виразу (1) відображена на рис. 5:

Результати досліджень. Визначення температурного образу штучною нейронною мережею здійснюється за алгоритмом, наведеним на рис. 6.

Амплітуди коливань $a_1 \dots a_4$ визначаються як різниця між максимальним та мінімальним значенням температури за кожен день.

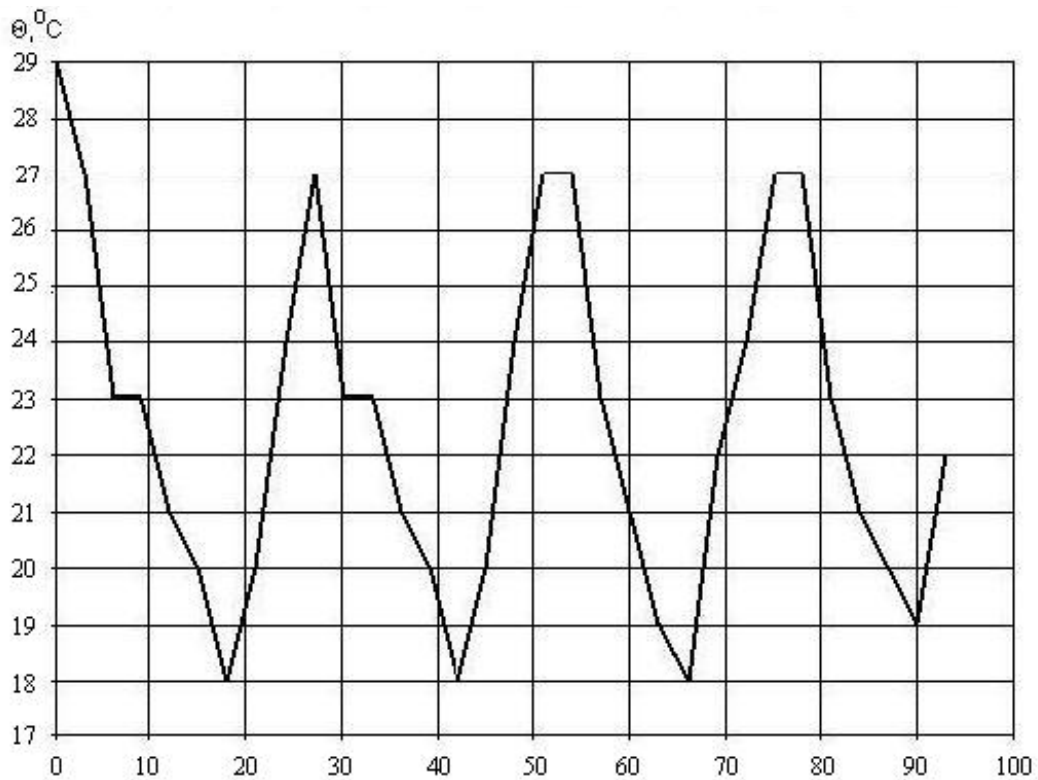


Рис. 3. Температурний образ з невеликою зміною середньодобової температури та великою амплітудою добової температури (образ 3)

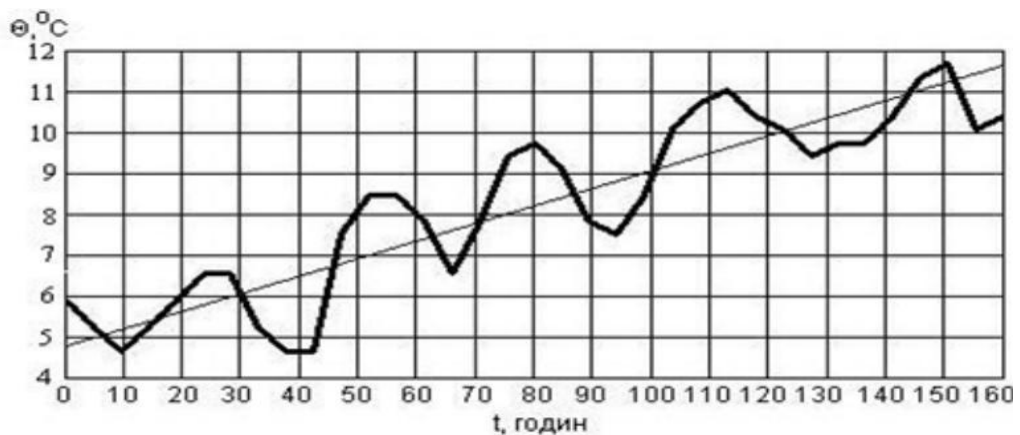


Рис. 4. Температурний образ з великою зміною середньодобової температури та великою амплітудою добової температури (образ 4)

Середні значення добових температур $s_1 \dots s_4$ визначаються як середнє арифметичне значення температур впродовж доби.

Амплітуда коливань a для образу визначається як середньоарифметичне $a_1 \dots a_4$.

Коефіцієнт зміни середньодобового значення k визначається як різниця між максимальним та мінімальним значенням $s_1 \dots s_4$;

За величинами a та k визначається клас температурного образу.

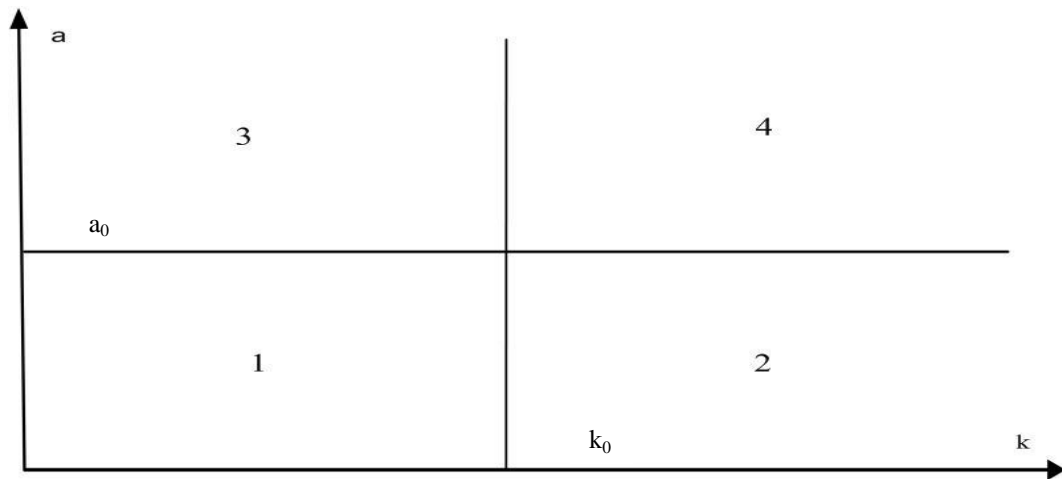


Рис. 5. Класифікація температурних образів

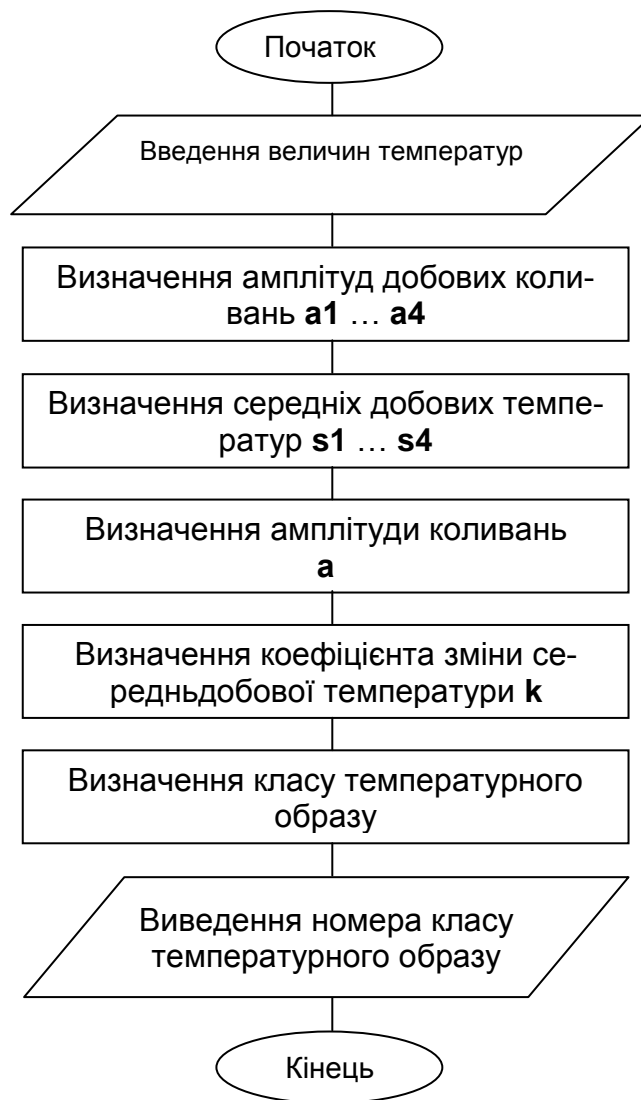


Рис. 6. Алгоритм розпізнавання температурного образу з використанням штучної нейронної мережі

Визначення амплітуд реалізовано мережею з трьох лінійних нейронів (рис. 7). У першому шарі використано два нейрони з вхідними функціями мінімуму та максимуму. Ваги цих нейронів необхідно взяти постійними зі значенням $1/n$, де n – кількість входів нейрона (для визначення добової амплітуди $n=8$). У другому шарі використано лінійний нейрон з постійним значенням ваг: $+1$ до нейрона з вхідною функцією максимуму та -1 до нейрона з вхідною функцією мінімуму.

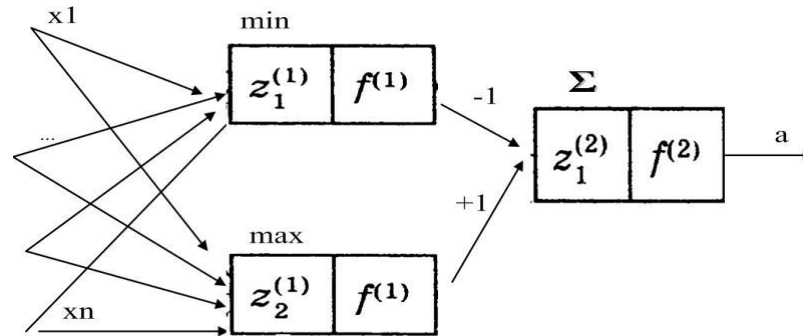


Рис. 7. Мережа визначення амплітуди

Визначення середнього значення здійснюється лінійним нейроном з вхідною функцією сумування (рис. 8). Ваги входів становлять $1/n$, де n – кількість входів.

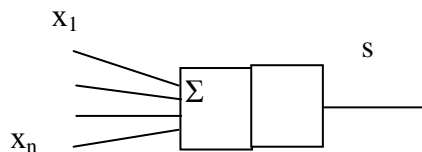


Рис. 8. Нейрон визначення середнього значення

Для визначення класу образу використовувалася двохшарова мережа нейронів із вхідною функцією сумування z та сигмоїдною активаційною функцією f (рис.9).

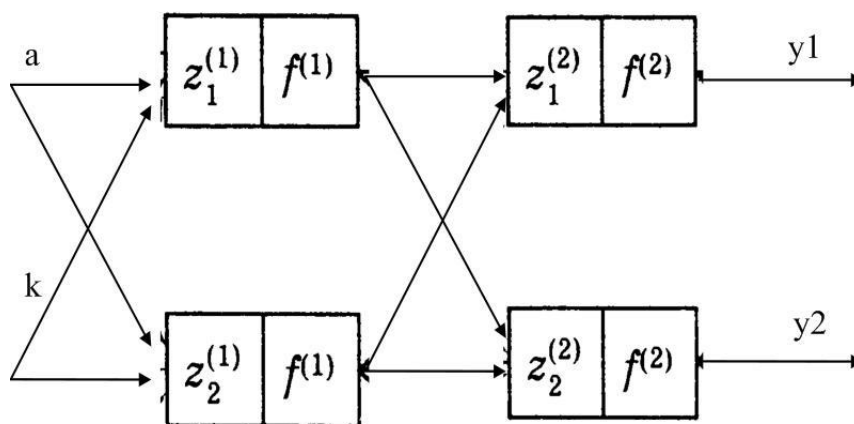


Рис. 9. Мережа визначення класу образу

Така мережа потребує попереднього навчання. Навчання мережі здійснювалося з учителем методом зворотного поширення помилки. Для навчання використовувалась вибірка з 120-ти температурних образів. Похибка навчання становила 3 %.

Загальна структура штучної нейронної мережі показана на рис.10.

При тестовому використанні мережі з 500 температурних образів похибка становила 5 %. Образи, неправильно визначені мережею, мали значення a та k близькі до a_0 та k_0 , тобто в цьому випадку дійсний та помилково визначений образи в реальності не сильно відрізнялися.

ШНМ реалізована мовою програмування C#.

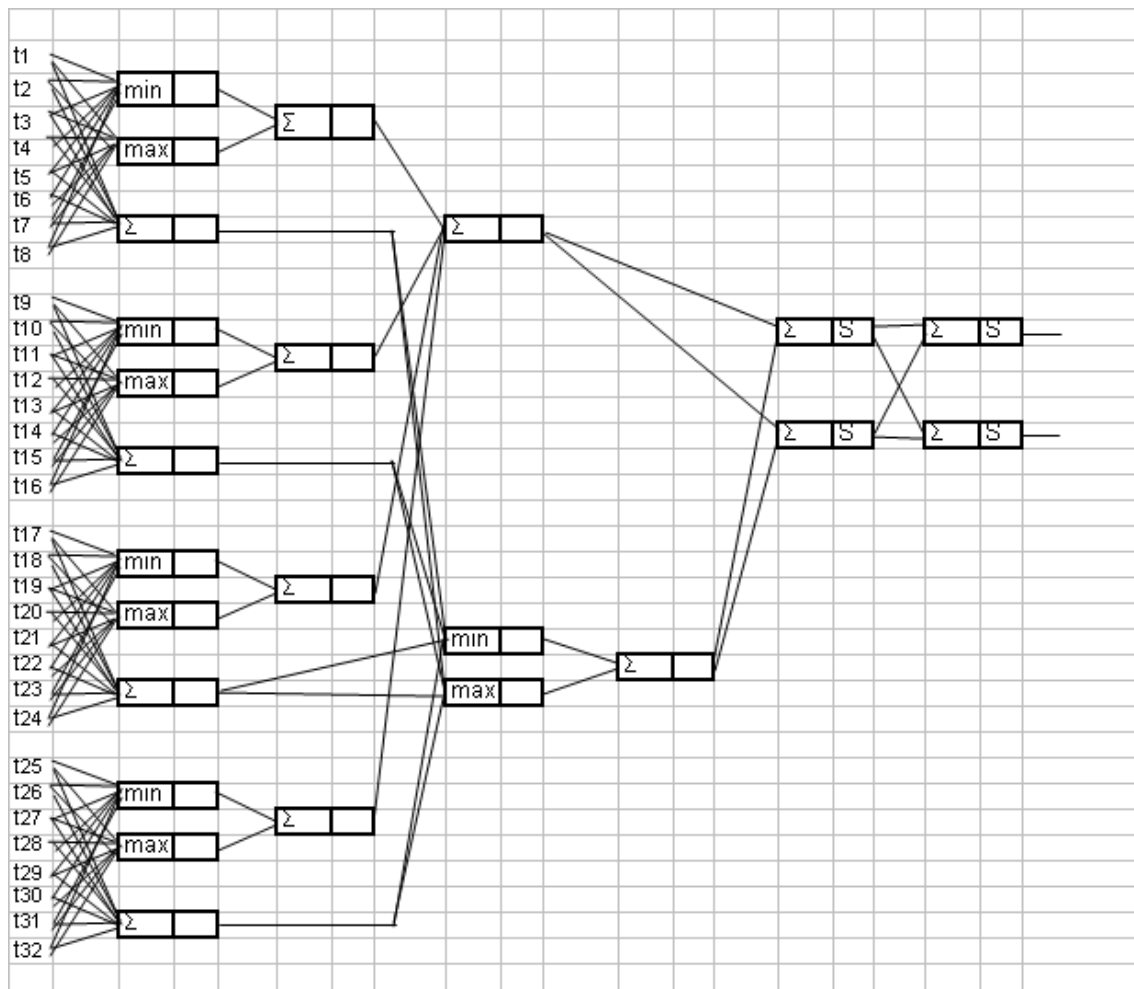


Рис. 10. Загальна структура штучної нейронної мережі

Висновки

1. Запропоновано алгоритм розпізнавання температурних образів та його реалізація штучною нейронною мережею.
2. Запропонована ШНМ легко навчається та дозволяє адаптуватись до нових умов, здійснивши перенавчання мережі.
3. Алгоритм розпізнавання температурних образів та його реалізація як ШНМ рекомендуються для використання в реальних автоматизованих системах управління агропромислового виробництва.

Список літератури

1. Лисенко В. П. Розробка алгоритму визначення оптимальних параметрів мікроклімату в промисловому пташнику / В.П. Лисенко, М.О. Русиняк // Аграрна наука і освіта. – 2003 – Т. 4, №3-4. – С. 92–97.
2. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навч. посіб. / О.Г. Руденко, Є.В. Бодянський. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія і практика / Ф.Уоссермен. – М.: Мир, 1992. – 184 с.

Предложено использование алгоритма распознавания температурных образов и его реализация с помощью искусственной нейронной сети для использования в автоматизированных системах оптимизации параметров микроклимата агропромышленного предприятия.

Алгоритм, автоматизация, искусственные нейронные сети, климат, распознавание образов.

The research work suggests using the algorithm for the recognition of microclimate patterns and its realization with the help of artificial neural networks for the implementation in the automated systems of the optimization of the microclimate parameters at agro-industrial enterprises.

Algorithm, automatization, artificial neural networks, climate, recognition of patterns.

УДК 634.0.863

ДОЦІЛЬНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ РОТОРНО – ПУЛЬСАЦІЙНОГО АПАРАТА ДЛЯ ПРИГОТУВАННЯ РІДКОГО КОРМУ

**В.Г. Горобець, доктор технічних наук
Д.В. Гескін, аспірант***

Вдосконалено технологію приготування рідкого корму із зерна, яка шляхом поєднання в роторно–пульсаційному апараті процесів подрібнення, змішування й нагрівання суміші дозволяє підвищити поживність і перетравність корму, знизити енергозатрати на його приготування. Проведено аналіз гранулометричного складу рідкого корму.

Подрібнення, роторно – пульсаційний апарат, корм .

Нині процесу приготування кормових сумішей надається велике значення, оскільки корми необхідного ступеня подрібнення дозволяють різко підвищити їх засвоюваність, зменшити їх витрату при вирощуванні та відгодівлі тварин.

* Науковий керівник – доктор технічних наук В.Г. Горобець.