

ВИМІРЮВАННЯ ФІЗИКО-ХІМІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ РЕЧОВИН

УДК 681.2.083

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ОКТАНОВОГО ЧИСЛА АВТОМОБІЛЬНОГО БЕНЗИНУ

М. М. Клепач

*Національний університет водного господарства та природокористування,
вул. Соборна, 11, м. Рівне, 33028, e-mail: m.m.klepach@nuwm.edu.ua*

На основі проведеного аналізу існуючих способів визначення октанового числа автомобільних палив обґрунтовано необхідність розробки нових, більш точних експрес-методів. Досліджено можливість визначення октанового бензину за його густиною із використанням технологій штучних нейронних мереж. Шляхом комп'ютерного моделювання визначено структуру штучної нейронної мережі, котра з високою точністю описує взаємозв'язок між октановим числом та густиною бензину, розроблено алгоритм її програмної емуляції. На основі побудованого алгоритму розроблено прикладне програмне забезпечення, що емулює роботу нейронної мережі для визначення октанового числа бензину за його густиною на персональному комп'ютері.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, автомобільний бензин, густина, октанове число, комп'ютерне моделювання, експрес-аналіз.

На основе проведённого анализа существующих способов определения октанового числа автомобильных топлив обоснована необходимость разработки новых, более точных экспресс-методов. Исследована возможность определения октанового бензина по его плотности с использованием технологий искусственных нейронных сетей. Путём компьютерного моделирования определена структура искусственной нейронной сети, которая с высокой точностью описывает взаимосвязь между октановым числом и плотностью бензина, разработан алгоритм её программной эмуляции. На основе построенного алгоритма разработано прикладное программное обеспечение, эмулирующее работу нейронной сети для определения октанового числа бензина по его плотности на персональном компьютере.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, автомобильный бензин, плотность, октановое число, компьютерное моделирование, экспресс-анализ.

Conducted on the basis of existing methods for determining the octane number of motor fuels analysis the necessity of developing new, more accurate rapid methods was grounded. The possibility of determining the octane number of gasoline on its density using the technology of artificial neural networks has been studied. By computer simulation determined the structure of the artificial neural network, which accurately describes the relationship between the octane number and the density of gasoline, the algorithm of its emulation software was developed. On the basis of the constructed algorithm the application software that emulates neural network for determining the octane number of gasoline on its density on a personal computer was developed.

Keywords: artificial neural network, gasoline, density, octane number, computer modeling, rapid analysis.

Вступ. Однією із найважливіших властивостей автомобільних бензинів, що впливає на експлуатаційні характеристики двигунів є їх детонаційна стійкість, яка виражається в умовних одиницях октанового числа (ОЧ). Розрізняють два основних методи

визначення ОЧ бензинів: дослідницький метод (ОЧД) [1] та найбільш поширений - моторний метод (ОЧМ) [2]. Зазвичай, метод ОЧД дає дещо завищене значення ОЧ, ніж визначене моторним методом та характеризує роботу двигунів при малих та середніх навантаженнях. Крім того,

суттєвим недоліком ОЧМ є висока вартість самої установки, її обслуговування та дороговизна витратних матеріалів. Альтернативні способи визначення октанового числа поділяються на два види – з окисненням зразка палива та без нього. Основними недоліками методів випробувань палива з окисненнями [3] є потреба постійного калібрування установок та складність досягнення ними стійкої роботи і, як наслідок, суттєва похибка при вимірюваннях. Дослідження без спалювання зразка палива зазвичай базуються на аналізі групового складу палива, при якому кожному із компонентів паливної суміші присвоєно певне ефективне октанове число [4], але при цьому складно врахувати вплив кількісних співвідношень між компонентами, що призводить до суттєвого зниження точності вимірювань. Іншою альтернативою є знаходження взаємозв'язків між фізичними, оптичними чи фізико-хімічними [5-7] параметрами палива та октановим числом на основі непрямих вимірювань.

Постановка задачі. Найважчим альтернативним способом визначення октанового числа бензинів притаманні суттєві недоліки, такі як невисока точність, складність та тривалий час вимірювань. Отже існує необхідність розробки нових високоточних методів для експрес-аналізу октанового числа автомобільних бензинів. Октанове число палива насамперед залежить від групового складу, а основним фізичним параметром, що характеризує склад та структуру нафтопродукту є його густина. При цьому вимірювання густини бензину проводиться майже на всіх етапах його виробництва, зберігання та використання, не потребує дорогого обладнання та складних лабораторних досліджень. На виробництві та при використанні бензинів завжди наявні дані щодо їх густини, які можуть бути використані для проведення кореляційного аналізу і подальшого знаходження взаємозв'язків між густиною та октановим числом бензину. Засобами класичних методів математичного опису встановити залежності між цими параметрами з достатньою точністю важко, а інколи і неможливо. Сучасний етап розвитку інформаційних технологій та обчислювальних пристроїв дозволяє суттєво підвищити точність обробки експериментальних даних з точки зору вирішення задач апроксимації функціональних залежностей завдяки використанню, зокрема, штучних нейронних мереж (ШНМ). Тому доцільно побудувати таку структуру ШНМ, котра якнайточніше буде описувати

взаємозв'язок між ОЧ бензину та його густиною.

Основна частина. Для дослідження взаємозв'язку між ОЧ бензинів та його фізико-механічним параметром, а саме, густиною здійснено вибірку із паспортів якості автомобільних бензинів марок А80, А92, А95 та А95 підвищеної якості. В результаті отримано репрезентативну вибірку із 234 значень густини та відповідних їм ОЧД. Згідно проведеного нами кореляційного аналізу отримано коефіцієнт кореляції між ОЧД та густиною автомобільних бензинів, який становить $R=0,7387$; що підтверджує значний взаємозв'язок між ОЧД октановим числом і густиною автомобільних бензинів.

Технології штучних нейронних мереж дозволяють знаходити складні зв'язки між взаємопов'язаними технологічними параметрами та застосовувати їх для обробки первинної інформації. Успішність використання штучних нейронних мереж залежить від обраної парадигми та загальної структури, методу навчання, способу апаратної і програмної реалізації. Тип, характер та складність взаємозв'язків між вхідними та вихідними параметрами зазвичай невідомий, тому структуру ШНМ, яка б реалізувала цей зв'язок, знаходять експериментально. Використовуючи середовище моделювання методом порівняння різних варіантів та комбінацій структур мереж, за допомогою тестових вибірок знаходять відхилення та коефіцієнти кореляції між вихідними даними мережі та дійсними значеннями, проводять аналіз ефективності їх роботи, за яким і обирають відповідну модель для подальшого використання.

Враховуючи, що вимірювання вхідних параметрів, тобто значень густини, проводяться циклічно і наступні результати не залежать від попередніх, моделі ШНМ повинні бути однонаправленими, без зворотних зв'язків та елементів затримок. Тому доцільно використовувати нейромережі типу Feed-forward (FF) та Cascade-forward (CF) [8,9]. Мережі типу FF, фактично, є багат шаровими перцептронами та відносяться до моделей прямого розповсюдження. У таких нейронних мережах інформація протікає від входів через послідовно з'єднані приховані шари до вихідного шару (рис.1).

Кількість вхідних та вихідних параметрів залежить від вимог задачі апроксимації, а прихованих шарів – від характеру нелінійних зв'язків між параметрами.

Штучні нейронні мережі типу CF також

відносяться до моделей прямого розповсюдження та схожі за побудовою до Feed-forward мереж, однак вони є дещо складнішими з точки зору побудови та реалізації. У CF-мережах окрім послідовних інформаційних зв'язків між шарами присутні також каскадні зв'язки, тобто кожен попередній шар зв'язаний з наступними (рис. 2), що інколи дозволяє отримати дещо кращу деталізацію опису взаємозв'язку.

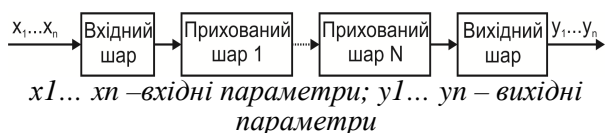


Рисунок 1 - Схема поширення інформації у нейронних мережах типу Feed-forward

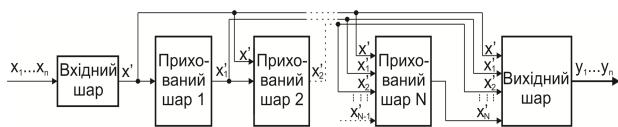


Рисунок 2 - Схема поширення інформації у нейронних мережах типу Cascade-forward

Мережі розглянутих типів зазвичай навчаються «з учителем», тобто з використанням репрезентативних вибірок вхідних та відповідних вихідних даних за допомогою методу зворотного поширення похибки.

Враховуючи те, що характер взаємозв'язку між вхідними та вихідними параметрами наперед не визначено, при аналізі ефективності роботи ШНМ використовувалися наступні функції активації для шарів нейронів у різних комбінаціях:

Tansig – сигмоїдальна функція у вигляді гіперболічного тангенса;

Logsig – логарифмічна сигмоїдальна функція;

Purelin – лінійна функція.

Кількість нейронів у шарах ШНМ залежить від складності взаємозв'язку між вхідними та вихідними параметрами. Невелике число нейронів спричиняє втрату деталізації нелінійних зв'язків. Однак, надто велика їх кількість підвищує складність та, відповідно, час обчислень і навчання. Крім того, це може призвести до надмірного навчання («перенавчання») ШНМ, тобто надмірної адаптації до

навчальної вибірки, що негативно впливає на точність визначення вихідної величини. Тому кількість нейронів при дослідженнях ефективності роботи ШНМ підбиралася експериментальним шляхом і змінювалася в межах від 4 до 20.

Базу експериментальних даних для навчання та перевірки нейромереж, призначених для визначення октанового числа бензину, було розділено на дві окремих вибірки. Першу – для визначення величин вагових коефіцієнтів, а другу – для незалежної оцінки ефективності функціонування нейронної мережі на додаткових даних, що не використовувалися в процесі навчання [10].

Встановлення залежності між ОЧ бензинів та їх густиною відбувалося із застосуванням комп'ютерного моделювання ШНМ засобами середовища MatLab.

Для вибору оптимальної структури ШНМ та її навчання використано 150 точок, решта 84 точки – для перевірки роботи та точності визначення октанового числа мережею. Для отримання найкращих результатів оцінки якості бензину проведено підбір структури ШНМ, що відповідає характеру взаємозв'язку між ОЧ та густиною бензину. При цьому було проведено навчання та тестування 63-х нейромереж прямого розповсюдження типу Feed-forward та Cascade-forward із різними функціями активації нейронів (tansig, purelin, logsig), кількістю шарів (2, 3) та нейронів у шарах.

Найкращі за точністю результати серед двошарових (з одним прихованим шаром та одним вихідним) нейромереж типу FF було отримано в результаті використання чотирнадцяти нейронів у прихованому шарі та одного вихідного нейрона з передаточними функціями tansig (рис.3).

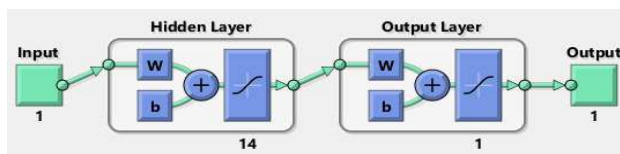


Рисунок 3 - Структура двошарової нейромережі FF-типу для визначення ОЧ автомобільних бензинів

В процесі знаходження величин вагових коефіцієнтів, що тривав протягом 227 ітерацій, середня квадратична похибка навчання зменшилася до 0,04. Тестування змодельованої штучної нейронної мережі проведено на 84-х значеннях вибірки густини та відповідного октанового числа, що не використовувалися у процесі навчання. При цьому отримано, що

середня квадратична похибка становить 0,114, а середня абсолютна похибка складає 0,257 одиниць октанового числа.

Шляхом тестування на додатковій вибірці отримано, що найефективнішою серед неймережі типу Feed-forward з двома прихованими шарами виявилася тришарова НМ типу FF, що наведена на рис.4.

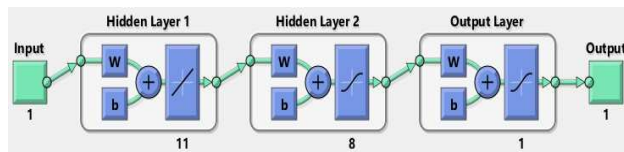


Рисунок 4 - Тришарова неймережа типу FF для визначення октанового числа

Мережа складається із одинадцяти та восьми нейронів у першому та другому прихованих шарах відповідно і має функції активації purelin, tansig, logsig. Середня квадратична похибка навчання становила 3,11. Результатом тестування на додатковій вибірці є: середня квадратична похибка – 0,55; середня абсолютна похибка – 0,636 одиниць ОЧ.

Досліджувались також двошарові каскадні мережі прямого розповсюдження. Серед двадцяти однієї мережі цього типу за результатами досліджень точності роботи виявилася НМ, структуру котрої зображено на рис. 5.

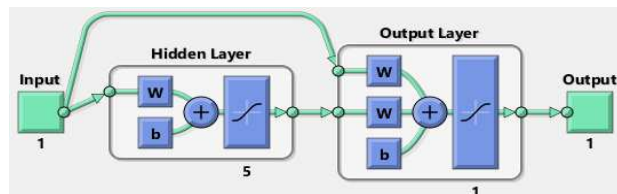


Рисунок 5 - Структура двошарової каскадної неймережі для визначення ОЧ

До складу цієї НМ входять п'ять нейронів прихованого шару та один вихідний. Їхніми функціями активації є сигмоїдальними у вигляді гіперболічного тангенса. Тренування мережі проходило протягом 323 ітерацій, при цьому середня квадратична похибка навчання зменшилася до 0,448.

В результаті тестування на додаткових даних отримано, що середня квадратична похибка становить 0,172; середня абсолютна похибка – 0,317 одиниць октанового числа.

З метою вибору оптимальної структури було розроблено та досліджено 16 каскадних неймереж прямого розповсюдження з двома прихованими шарами. Тут найефективнішою була мережа, утворена за допомогою десятиох

та шести нейронів у першому і другому прихованих шарах з передавальними функціями tansig і pureline відповідно, а також одним вихідним нейроном з лінійною функцією активації (рис.6).

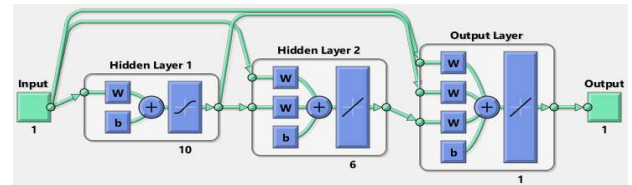


Рисунок 6 - Структура тришарової CF-мережі для визначення октанового числа бензину

За результатами навчання, MSE становила 0,187; при цьому середня квадратична похибка складала 0,063; середня абсолютна похибка – 0,193 одиниць октанового числа.

Найвищу збіжність результатів визначення октанового числа із побудованих ШНМ у порівнянні з дійсними значеннями забезпечує тришарова неймережа типу Cascade-forward. Порівняльну характеристику ОЧ, визначених за допомогою нейронної мережі та дослідницьким методом зображено на рис. 7.

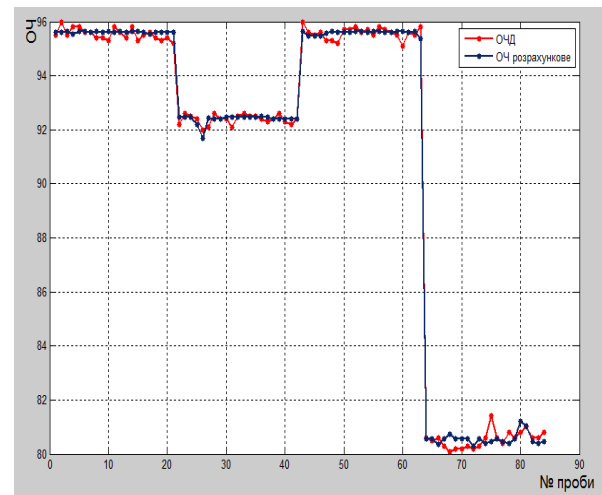


Рисунок 7 - Порівняльна характеристика ОЧ визначених за допомогою нейронної мережі та дослідницьким методом

За результатами порівняльного аналізу з'ясовано, що у більшості випадків значення ОЧ, визначені за допомогою ШНМ співпадають з дійсними, однак мають місце викиди. Для подальшого аналізу придатності методу до застосування, а також більш детального дослідження його точності побудована гістограма розподілу абсолютних похибок (рис. 8).

Згідно гістограми більше 50% похибок

знаходяться у межах $\pm 0,2$ одиниць октанового числа, приблизно 45% не перевищують $\pm 0,5$ одиниць, та лише у трьох випадках з 84 абсолютна похибка перевищила значення $\pm 0,5$ [11]. Усі отримані значення абсолютних похибок знаходяться в межах регламентованої похибки (± 1 одиниць октанового числа). Це свідчить про високу збіжність отриманих даних з дійсними. Отже розроблена ШНМ придатна для подальшого використання у експрес-методах визначення октанового числа автомобільного бензину.

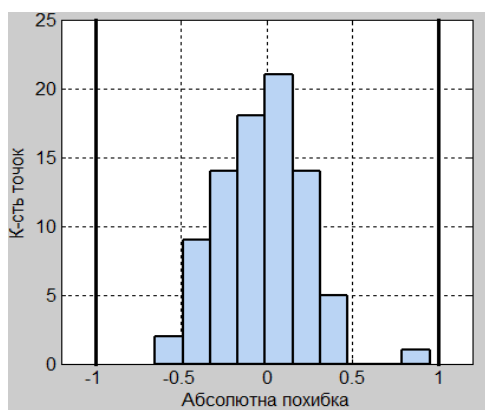


Рисунок 8 - Гістограма розподілу абсолютних похибок визначення октанового числа

Для практичного використання розробленої ШНМ для контролю якості моторних палив потрібна реалізація штучних нейронних мереж, які виконують обробку первинних даних. Існує три основних підходи до реалізації ШНМ [12,13]:

- апаратний;
- апаратно-програмний;
- програмний.

При апаратній та апаратно-програмній реалізації нейромережа являє собою набір електронних (рідше оптичних [14]) компонентів, таких як нейрочіпи, нейрокомп'ютери, спеціалізовані мікропроцесори, карти розширення для персональних комп'ютерів та програмовані логічні інтегральні схеми, що здійснюють суттєво паралельну обробку даних.

Пристрої можуть бути аналоговими, цифровими та цифро-аналоговими. Перевагами цифрових схем над аналоговими є висока точність обробки інформаційних сигналів та завадостійкість, можливість зберігання вагових коефіцієнтів у енергонезалежній пам'яті, однак вони характеризуються порівняно нижчою швидкістю при виконанні обчислень. Цифро-аналогові системи зазвичай поєднують у собі переваги перших двох схем, однак їх структура

значно ускладнюється за рахунок необхідності виконання аналогово-цифрових та цифро-аналогових перетворень. Апаратна та апаратно-програмна реалізації ШНМ забезпечують високу швидкість, можливість роботи в системах реального часу, де висока латентність є критичною до фактору часу, а синхронність та ізосинхронність подій є пріоритетною.

Програмну реалізацію можна здійснити на персональному комп'ютері чи на PCbased контролері. Такий спосіб реалізації зазвичай є емуляцією ШНМ на ПК. Однак ідеальний паралелізм нейромережових процесів реалізувати на комп'ютерних обчислювачах неможливо, так як архітектура процесорного ядра PC априорі обмежує можливість повного розпаралелювання обчислювальних процесів. Крім того, звичайна операційна система (ОС) на ПК виконує безліч службових, сервісних програм, які призводять до переривань в роботі прикладних програм, що також сповільнює процес реалізації нейроалгоритмів. Однак для систем не критичних до фактору часу цей метод є більш простим та дозволяє використовувати існуюче базове програмне забезпечення. Тому в роботі використано програмний спосіб реалізації ШНМ для апроксимації функціональних залежностей між ОЧ бензину та його густиною.

Покрокове відтворення процесів перетворення інформації елементами нейромережі є досить незручним для подальшої програмної реалізації, адже програмний код такого алгоритму буде досить громіздким, малоефективним та міститиме велику кількість тимчасових змінних, а також циклів із простими операціями додавання або множення. Тому було проведено детальний аналіз структури ШНМ для визначення октанового числа бензину, за результатами якого побудовано алгоритм її програмної емуляції. Згідно розробленого алгоритму здійснено групування однотипних циклічних обчислень, а частина розрахунків, що виконуються у наступних нейронах, а саме сумування вхідних сигналів із зсувами виконуються разом із обчисленнями попереднього нейрона. Такий підхід дозволяє значно скоротити програмний код, зменшити кількість проміжних тимчасових змінних та уникнути використання вкладених циклів другого та третього рівнів. Тому існує можливість розробки простого програмного забезпечення для визначення октанового числа бензину на основі густини не лише для персональних комп'ютерів, але і для мобільних платформ та програмованих логічних контролерів чи панелей оператора для

включення до складу інформаційно-вимірвальних систем та систем автоматизації виробництва.

Нами розроблено програмне забезпечення, що виконує вищевказані функції на ПК. При розробці програмного забезпечення використовувалось середовище програмування Borland C++ Builder.

Головне вікно програми (рис. 9) містить головне меню, поле для введення значення густини та подальшого знаходження значення октанового числа відповідного бензину за нейромережевим алгоритмом.

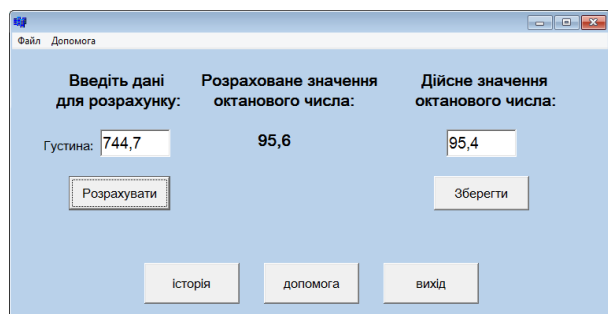


Рисунок 9 - Головна форма вікна програмного забезпечення для знаходження октанового числа бензину

Поле для введення дійсного октанового числа служить для ведення історії розрахунків при наявності значення ОЧД відповідного бензину за стандартним методом та збереження даних до історії розрахунків. Ведення журналу розрахунків дозволить в подальшому вдосконалювати метод донаванням мережі, тобто шляхом уточнення ваг та зсувів нейромережі з використанням додаткових даних. Для перегляду історії розрахунків, що зберігається у вигляді файлу на жорсткому диску, служить кнопка «історія».

Натискання на елемент-кнопку «допомога» активує подію, що відкриває вікно з коротким керівництвом (інструкцію) щодо роботи з програмою і містить опис функцій та можливостей налаштування програмного забезпечення.

Головне меню основного вікна програми (рис. 10) частково дублює функції кнопок форми-власника, а також можливих налаштувань програмного продукту.

У меню «Файл» реалізовано функцію завантаження уточнених вагових коефіцієнтів ШНМ для визначення октанового числа бензину. Дана функція є необхідною та важливою, адже існує можливість вказати шлях і назву файлу з ваговими коефіцієнтами та зсувами розробленої нейромережі для

визначення ОЧ. Програмне забезпечення розроблено таким чином, що вагові коефіцієнти та зсуви ШНМ розташовуються в окремих текстових файлах, які можуть бути замінені на файли із скорегованими коефіцієнтами та зсувами нейронів, отриманими шляхом донавання мереж у процесі їх використання. Такі файли можуть бути розміщені безпосередньо на диску ПК та розташовані за замовчуванням у вкладених теках програмного забезпечення. Вміст файлу вагових коефіцієнтів одного із шарів нейромережі для визначення октанового числа автомобільного бензину показано на рис. 11.

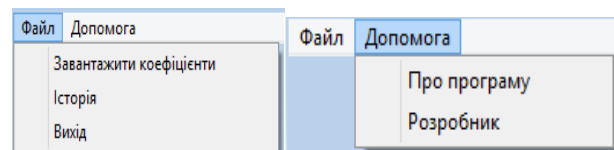


Рисунок 10 - Головне меню розробленої програми

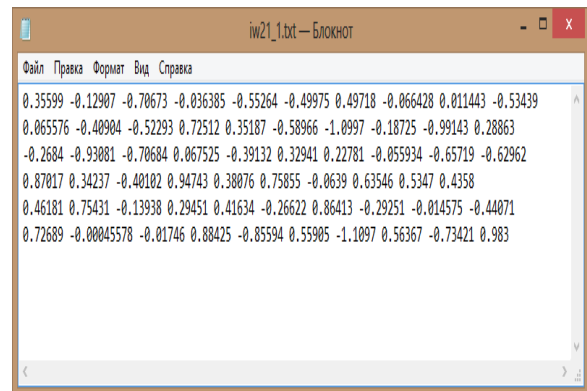


Рисунок 11 - Вміст файлу вагових коефіцієнтів шару нейронів ШНМ для визначення октанового числа бензину

За потреби, шлях до розташування та імена файлів можуть бути зміненими засобами діалогового вікна, що викликається описаними вище функціями головного меню.

З головного меню програми передбачена також можливість перегляду історії розрахунків, довідки та інформації про розробника ПЗ.

ВИСНОВКИ

Шляхом комп'ютерного моделювання проведено аналіз типів та структур штучних нейронних мереж для визначення октанового числа бензину на основі їх вимірних значень густини. Експериментально визначено структуру ШНМ CF-типу, що за результатами порівняльного аналізу з дійсними значеннями

ОЧ найбільш точно описує характер взаємозв'язків між параметрами. На основі отриманої структури штучної нейронної мережі для визначення октанового числа автомобільних бензинів за його густиною побудовано алгоритм її програмної реалізації та розроблено відповідне прикладне програмне забезпечення. Запропонована методика використання технологій штучних нейронних мереж для оцінки якості моторних палив може бути реалізована як в лабораторних умовах на персональному комп'ютері, так і в складі систем автоматизованого вимірювального контролю при автоматичному вимірюванні густини нафтопродуктів на потоці. Технологія легко адаптується до інших типів палив, дизельних чи біодизельних і з різноманітними добавками.

1. EN ISO 5164 Petroleum products -- Determination of knock characteristics of motor fuels -- Research method. 2. EN ISO 5163 Petroleum products -- Determination of knock characteristics of motor and aviation fuels -- Motor method. 3. Патент на винахід № 26694 G01N 25/02, G01N 25/00 Спосіб визначення детонаційної стійкості моторних палив/ С. А. Казарян, С. К. Кюрегян, І. А. Довлатов - заявл. 28.10.1993р, опубл. 12.09.1999, Бюл. №7. 4. Патент RU 2148826 G01N 33/22, G01N 30/02 Спосіб определения антидетонационной характеристики бензина/ С.В. Мецераков, М.В. Вишнецкая, Е.М. Рудык, М.Е. Рудык, В.Н. Бойцов. - заявл. 12.04.1999р, опубл. 10.05.2000. 5. Патент RU 2331058 G01N 21/35 Спосіб определения октанового числа бензинов и устройство для его реализации/ Г.Г. Акчурин, А.Г. Акчурин, Г.Г. Акчурин, В.И.Кочубей. - заявл. 02.04.2007р, опубл. 10.08.2008, Бюл.№22. 6. Патент RU 2196321, МПК G01N27/22 Спосіб определения октанового числа автомобильных бензинов / В.М. Пащенко; В.И. Ванцов; В.С. Чуклов; Д.В. Сеницын .- заявл. 29.08.2000г., опубл 10.01.2003г. 7. Патент RU 2189039, МПК

G01N33/22, G01N29/02 Спосіб определения октанового числа автомобильных бензинов/ В.М. Пащенко; В.С.Чуклов; В.И. Ванцов; А.А Колосов. .- заявл. 28.11.2000г. опубл. 10.09.2002. 8. P.D. Wasserman. "Advanced Methods in Neural Computing", Van Nostrand Reinhold, New York, 255. 1993. 9. Goyal S. Cascade and feedforward backpropagation artificial neural network models for prediction of sensory quality of instant coffee flavoured sterilized drink / Sumit Goyal, Gyandera Kumar Goyal / Canadian Journal on Artificial Intelligence, Machine Learning and Pattern Recognition Vol. 2, No. 6.- 2011.-pp.78-82. 10. Древецький В.В. Моделювання та реалізація інформаційної компоненти автоматичного аналізатора якісних показників нафтопродуктів /В. В. Древецький, М. М. Клепач // Матеріали III міжнар. наук. практ. конф. «Інтегровані інтелектуальні роботи технічні комплекси».- Київ. НАУ, 2011. 11. Клепач М.М Вибір оптимальної структури штучної нейронної мережі для визначення октанового числа бензинів /М. М. Клепач, С.С. Міхнев // Матеріали XI міжнародної науково-технічної конференції „ABIA-2013”. – Т.1. –К.: НАУ, 2013. с.1.81 – с.1.84. 12. Колесников С. Аппаратная реализация нейронных сетей [электронный ресурс] <http://www.md-it.ru/articles/html/article58.html>. 13. Скобцов Ю. А., Ткаченко А. В. Программная реализация нейронных сетей для обучения в системах реального времени. // Наукові праці Донецького державного технічного університету. Сер. обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 66. – Донецьк: ДонНТУ. – 2005. 14. Васильев В.Н., Павлов А.В. Оптические технологии искусственного интеллекта. Учебное пособие. - СПб.: СПбГИТМО (ТУ), 2005. - 99 с.

Поступила в редакцію 13.11.2014р.

Рекомендували до друку: докт. техн. наук, проф. Древецький В.В. та докт. техн. наук, проф. Кісіль І. С.