

## РОЗДІЛ «ПРИКЛАДНА МАТЕМАТИКА»

УДК 004.032.26

НАДРИГАЙЛО Т. Ж., к.т.н., доцент  
КРИВКО І. В., бакалавр

Дніпродзержинський державний технічний університет

### КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

**Вступ.** В останні десятиліття у світі бурхливо розвивається нова прикладна область математики, що спеціалізується на штучних нейронних мережах (НМ). Актуальність досліджень у цьому напрямку підтверджується масою різних застосувань НМ. Це автоматизація процесів розпізнавання образів, адаптивне керування, апроксимація функціоналів, прогнозування, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті й багато інших областей.

За допомогою НМ можна, наприклад, передбачити показники біржового ринку, виконувати розпізнавання оптичних або звукових сигналів, створювати системи, що самонавчаються, здатні управляти автомашиною при паркуванні або синтезувати мову по тексту. У той час, як на заході застосування НМ уже досить розповсюджене, у нас це ще, якоюсь мірою, екзотика, українські фірми, що використовують НМ у практичних цілях, – це велика рідкість.

Нейронні мережі – це мережі, що складаються зі зв'язаних між собою простих елементів – формальних нейронів. Значна більшість робіт з нейроінформатики присвячено переносу різних алгоритмів рішення задач на такі мережі.

Ядром представлень, що використовуються при роботі з НМ, є ідея про те, що нейрони можна моделювати доволі простими автоматами, а вся складність мозку, гнучкість його функціонування й інші найважливіші якості визначаються зв'язками між нейронами. Кожний зв'язок представляється як елементарний елемент, що служить для передачі сигналу [1].

У п'ятидесяті й шістдесяті роки група дослідників, об'єднавши ці біологічні й фізіологічні підходи, створила перші штучні нейронні мережі. Виконані спочатку як електронні мережі, вони були пізніше перенесені в більш гнучке середовище комп'ютерного моделювання, що збереглося й у сьогоднішні. Перші успіхи викликали вибух активності й оптимізму. Мінський, Розенблатт, Уидроу та інші науковці розробили мережі, що складаються з одного шару штучних нейронів.

Вчені, такі як Кохонен, Гроссберг, Андерсон продовжили дослідження. Поряд з недостатнім фінансуванням і недостатньою оцінкою ряд дослідників зазнавав труднощів з публікаціями. Тому дослідження, опубліковані в сімдесяті й початку вісімдесятих років, розкидані в масі різних журналів, деякі з них маловідомі. Поступово сформувався теоретичний фундамент, на основі якого сьогодні конструюються найбільш потужні багат шарові мережі [2].

*Огляд роботи існуючих НМ.* Робота мережі складається в перетворенні вхідних сигналів у часі, в результаті чого змінюється внутрішній стан мережі та формується сукупність вихідних сигналів. Звичайно, НМ оперує цифровими, а не символічними величинами.

Більшість моделей НМ вимагають навчання. У загальному випадку, навчання – такий вибір параметрів мережі, при якому мережа найкраще вирішує поставлену задачу. Навчання – це завдання багатомірної оптимізації, і для його вирішення існує безліч алгоритмів.

Сучасні штучні НМ по складності й "інтелекту" наближаються до нервової системи таргана, але вже зараз демонструють цінні властивості:

1. Здатність до навчання.
2. Здатність до узагальнення.
3. Здатність до абстрагування.

Штучні нейронні мережі – сукупність моделей біологічних нейронних мереж, що являють собою мережу елементів – штучних нейронів, – зв'язаних між собою синаптичними з'єднаннями. Мережа обробляє вхідну інформацію й у процесі зміни свого стану в часі формує сукупність вихідних сигналів.

Існує безліч моделей, що відрізняються обчислювальною складністю й подібністю з реальним нейроном. Одна з найважливіших це формальний нейрон (рис.1) Незважаючи на простоту формального нейрона, мережі, побудовані з таких нейронів, можуть сформуванати довільну багатомірну функцію на виході.

Стандартний формальний нейрон складений із вхідного суматора, нелінійного перетворювача й точки розгалуження на виході

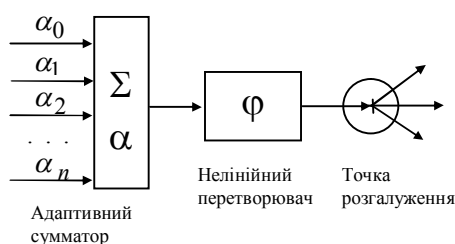


Рисунок 1 – Формальний нейрон

Найбільш важливий елемент нейросистем – це адаптивний суматор. Адаптивний суматор обчислює скалярний добуток вектора вхідного сигналу  $x$  на вектор параметрів  $\alpha$ . Адаптивним називаємо його через наявність вектора параметрів  $\alpha$ , що розраховуються.

Нелінійний перетворювач сигналу одержує скалярний вхідний сигнал  $x$  і переводить його в  $\varphi(x)$ .

Точка розгалуження служить для розсилання одного сигналу за декількома адресами. Вона одержує скалярний вхідний сигнал  $x$  і передає його всім своїм виходам.

Нейронні мережі перевершують послідовні машини в рішенні тих же завдань, у яких машину перевершує людина. Завдання, що вимагають великого обсягу обчислень або високої точності, краще виконуються звичайною ЕОМ [2].

До завдань, що успішно розв'язуються НМ на даному етапі їхнього розвитку відносяться:

- розпізнавання зорових, слухових образів; величезна область застосування: від розпізнавання тексту і цілей на екрані радара до систем голосового керування;
- асоціативний пошук інформації та створення асоціативних моделей; синтез мови; формування природної мови;
- формування моделей та різних нелінійних систем і систем, що важко описуються математично, прогнозування розвитку цих систем у часі: застосування на виробництві; прогнозування розвитку циклонів та інших природних процесів, прогнозування зміни курсів валют та інших фінансових процесів;
- системи керування і регулювання із передбачення, керування роботами, іншими складними пристроями;
- різноманітні кінцеві автомати: системи масового обслуговування та комутації, телекомунікаційні системи;

- прийняття рішень і діагностика, що виключають логічний висновок; особливо в областях, де відсутні чіткі математичні моделі: у медицині, криміналістиці, фінансовій сфері.

Навіть системи, що складаються з одного адаптивного суматора знаходять дуже широке застосування. Обчислення лінійних функцій необхідно в багатьох завданнях. От неповний перелік "спеціальностей" адаптивного суматора:

1. Лінійна регресія та відновлення найпростіших закономірностей.
2. Лінійна фільтрація та адаптивна обробка сигналів.
3. Лінійний поділ класів і найпростіші завдання розпізнавання образів.

Вивчивши все вище викладене, дослідимо розрахункові можливості адаптивного суматора для розв'язання задачі лінійної регресії [3].

**Постановка задачі.** Необхідно знайти найкраще лінійне наближення функції, яка задана кінцевим набором значень. Тобто, дано вибірку значень вектора аргументів  $x^1, \dots, x^m$ , задано значення функції  $F$  у цих точках:  $F(x^j)=f_j$ , потрібно знайти лінійну (неоднорідну) функцію  $\varphi(x)=(\alpha, x)+\alpha_0$ , найближчу до  $F$ .

**Результати роботи.** Застосуємо алгоритм навчання з вчителем.

Навчання із учителем припускає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, який представляє собою необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякому числі таких навчальних пар.

Пред'являється вихідний вектор, обчислюється вихід мережі й порівнюється з відповідним цільовим вектором. Різниця (помилка) за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу й ваги змінюються відповідно до алгоритму, що прагне мінімізувати помилку.

Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, обчислюються помилки й ваги підбудовуються для кожного вектора доти, поки помилка по всім навчальним векторам не досягне прийнятно низького рівня.

Весь процес зводиться до наступного алгоритму:

1. За допомогою функції Random задаємо елементи вагового вектора  $w$  ( $0 < w_j < 1, j$  – номер входу).
2. Подаємо на входи один із вхідних векторів  $x$ , тобто вибірку  $x_1, \dots, x_n$ , і обчислюємо вихідний результат  $Y$ .
3. Якщо вихід  $Y$  відрізняється від ідеального результату  $Y_I$  менш ніж на деяку малу невідмінну величину  $\varepsilon$ , то переходимо на крок 4.

Інакше обчислюємо різницю між ідеальним і отриманим значеннями виходу:

$$\delta = Y_I - Y.$$

Модифікуємо ваги відповідно до формули:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \delta \cdot v \cdot x_j,$$

де  $(t)$  і  $(t+1)$  – номери відповідно до поточної і наступної ітерацій;

$v$  – коефіцієнт швидкості навчання,  $0 < v < 1$ ;

$j$  – номер входу.

4. Цикл з кроку 2, поки  $|\delta|$  і  $|\delta(t+1) - \delta(t)|$  не будуть менші ніж  $\varepsilon$ .

5. Після навчання адаптивний суматор має розрахований ваговий вектор такий, що при поданні на вхід довільного вектора дає на виході результат, який мало відрізняється від ідеального [1].

На основі даного алгоритму була розроблена програма в середовищі C++ Builder, інтерфейс якої приведений на (рис.2) та (рис.3).

У процесі навчання мережі (рис.2) довільним чином задаються вхідні вектори з координатами  $x_1, \dots, x_5$ , розраховується значення шуканої функції на цих векторах  $y_p$ . За

допомогою різниці між  $y_p$  та  $y_i$  підправляємо координати вагового вектора  $w_1, \dots, w_5$ . Перший раз координати  $w_1, \dots, w_5$  задаються довільно.

На екран виводяться значення вхідних векторів, ідеальне та розрахункове значення шуканої функції, проміжні значення вагового вектора, а також явний вигляд шуканої функції.

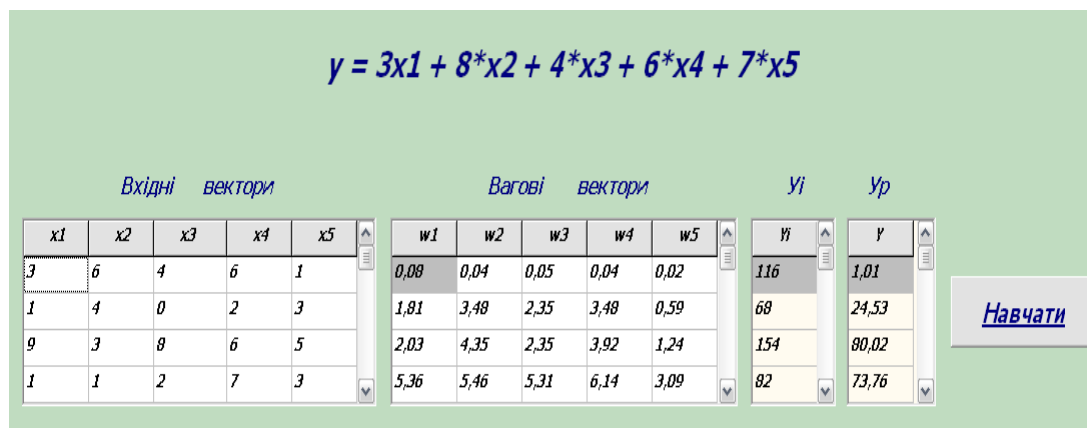


Рисунок 2 – Інтерфейс програми. Навчання мережі

Після навчання одержуємо необхідний ваговий вектор  $w$ , такий, що при наданні на вхід випадкового вектора  $x$  мережа видає значення шуканої функції  $y$  заданому векторі максимально наближене до ідеального. На екран виведено чотири приклади довільного подання векторів  $x$ , значення розрахованого вагового вектора  $w$ , ідеальне значення функції  $y_i$  на векторах  $x$  та значення шуканої функції  $y_p$ , обчислене за допомогою вектора  $w$ , (рис.3).

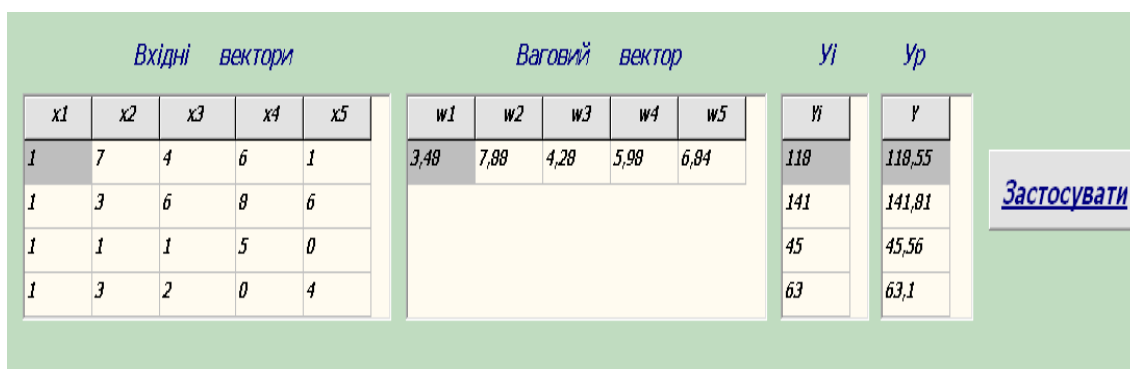


Рисунок 3 – Використання мережі

Як бачимо з отриманих результатів, для різних вхідних векторів відмінність розрахованого значення функції та ідеального є величиною випадковою. Така відмінність може бути як незначною, так і недопустимо великою. Цей факт набагато знижує імовірність отримання бажаного результату при використанні даної схеми розрахунку, що є суттєвим недоліком на даному етапі побудови нейронної мережі, у якій використовується тільки один адаптивний суматор.

Другим недоліком даного алгоритму є невизначена, як правило досить велика кількість ітерацій. Тобто, невідомо заздалегідь, яка кількість знадобиться векторів  $x$  та ідеальних значень шуканої функції  $Y_I$  на цих векторах для навчання.

**Висновки.** Незважаючи на існуючі недоліки, побудований алгоритм можна використовувати для подальшого розвитку та вдосконалення нейронної мережі, яка здібна обчислювати лінійні функції багатьох змінних.

Таким чином, штучні нейронні мережі є важливим розширенням поняття обчислення. Вони обіцяють створення автоматів, що виконують функції, що були раніше винятковою прерогативою людини. Машини можуть виконувати нудні, монотонні й небезпечні завдання, а з розвитком технології виникнуть зовсім нові можливості.

Однак, штучні нейронні мережі не є панацеєю. Вони не підходять для виконання таких завдань, як нарахування заробітної плати. Схоже, що їм буде віддаватися перевага у великому класі завдань розпізнавання образів, з якими погано або взагалі не справляються звичайні комп'ютери.

Нейронні мережі перевершують послідовні машини в рішенні тих же завдань, у яких машину перевершує людина. Завдання, що вимагають великого обсягу обчислень або високої точності краще виконують звичайні ЕОМ.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. С.Короткий. Нейронные сети: основные положения. – М. – 1996.
2. Ф.Уоссермен. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. 1992.
3. А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. Нейроинформатика. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296с.

УДК 004.738.52

НАДРЫГАЙЛО Т. Ж., к.т.н., доцент  
ДЕМЕНИКОВ А.В., бакалавр

Днепродзержинский государственный технический университет

### ФИЛЬТРАЦИЯ ИНФОРМАЦИОННОГО ШУМА В МАССИВЕ ДОКУМЕНТОВ

**Введение.** В работе приводится описание экспериментального алгоритма фильтрации информационного шума применительно к содержимому веб-ресурса. Алгоритм основан на частотных характеристиках каждого блока данных в исходном массиве документов.

**Постановка задачи.** Дан массив  $D$  документов  $d$ , являющихся страницами некоторого сайта. Необходимо отфильтровать информационный шум в виде разметки страниц, рекламы, анонсов и т.п.

Данная задача возникла как подзадача при построении связей между словами некоторого массива документов, на которую оказывало негативное влияние наличие в документах повторяющихся частей, «шаблонов документа», в результате чего вес некоторых связей был ошибочно завышен. Необходимо выявить повторяющиеся фрагменты документов, «шаблоны», и исключить их из рассмотрения.

**Результаты работы.** Входные данные представляют собой массив документов в текстовом виде с удаленными тегами разметки страницы, скриптами, картинками и т.п. Результатом работы алгоритма может быть:

1. Массив документов с отфильтрованным шумом.
2. Два массива документов, содержащих только ту часть информации, которая признана чистой, и только ту, которая признана шумом.

3. Массив документов, содержащих все информационные блоки вместе с их частотными характеристиками.

*Этапы обработки документов.*

1. Выделение фрагментов документов. Простейшим способом выделить из массива документов смысловые блоки, когда документ представлен в виде PlainText (т.е. в виде текстового документа с удаленными тегами разметки, содержимое каждого тега начинается с новой строки) есть разбиение текста на абзацы. Однако этот вариант может привести к потере некоторого количества информации, например, в случае со спамом свежих новостей на новостном сайте, где в день «снимка» сайта на каждой второй странице размещался анонс «горячей» новости, представляющий собой первый абзац соответствующей статьи. В этом случае повторяющийся на многих страницах анонс будет признан рекламой и будет удален, в том числе и со страницы, где он есть частью статьи, а не анонсом. Для разрешения этой ситуации используем две эвристики:

- если длина двух соседних абзацев значительна, то, скорее всего, эти абзацы есть частью одной статьи и их логично рассматривать как один фрагмент;
- если за коротким абзацем следует длинный абзац, то, скорее всего, короткий абзац есть заголовком статьи, начинающейся длинным абзацем, и их логично рассматривать как один фрагмент.

2. Подсчет частотных характеристик фрагментов. Частота встречаемости фрагмента текста определяется как отношение количества документов, в которых данный фрагмент присутствует, к общему числу документов:

$$\omega_i = \frac{N_i}{N}, \quad (1)$$

где  $N_i = |\{d \mid d \in D, f_i \in d\}|$ ;  $N = |D|$ ;  $f_i$  – фрагмент документа.

3. Количество включений фрагмента в каждый документ не учитывается для того, чтобы из-за одного документа, в котором фрагмент встречается часто, он не был удален (например, стих, припев песни).

Естественно, при подсчете количества встречаемости фрагмента используется не сам фрагмент, а его 64-битный хеш. Влияние коллизий хеш-функции на результат незначительно при использовании надежной хеш-функции.

Хеш-функция была выбрана из перечисленных в [3]. Проведя несколько тестов на быстродействие и количество коллизий, лучше оказалась BKDRHash функция, как показавшая хорошее быстродействие при минимальном уровне коллизий на естественных текстах.

4. Очистка документов от шума производится на основании частотных характеристик фрагментов текста: фрагменты  $f_j$ , частота встречаемости  $\omega_j$  которых превышает относительный порог  $t_{\min}$  (или абсолютная встречаемость – абсолютный порог), определяются как информационный мусор и не включаются в результат  $Re s_i$ :

$$Re s_i = \{f_j \mid f_j \in d_i, \omega_j < t_{\min}\}, \quad (2)$$

где  $f_j$  – фрагмент текста;  $t_{\min}$  – порог.

5. Обработка документов с разными шаблонами, например, многоязычных сайтов.

Интуитивно понятно, что если в массиве документов присутствуют несколько подмножеств документов с разными шаблонами, то метод обрезки по частоте встречаемости не даст хороших результатов, особенно в случае, когда мощность множества документов одного шаблона значительно меньше мощности множества документов какого-либо другого шаблона.

Чтобы решить эту проблему, используется кластеризация документов по фрагментам, встречаемость которых выше пороговой (для уменьшения рассматриваемого количества фрагментов). В результате образуются кластеры документов, обладающие одинаковым шаблоном, которые можно обрабатывать описанным выше методом.

Для кластеризации использовался алгоритм кластеризации категоричных данных CLOPE, основанный на максимизации градиента высоты гистограммы кластера. Функция качества CLOPE:

$$Profit_r(C) = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{S(C_i)}{W(C_i)^r} |C_i|}{\sum_{i=1}^k |C_i|}, \quad (3)$$

где  $C = \{C_i\}$  – разбиение на кластеры;

$r$  – коэффициент отталкивания;

$W(C_i)$  – ширина гистограммы  $i$ -го кластера;

$S(C_i)$  – количество элементов в кластере.

Количество кластеров не задается четко, но зависит от коэффициента отталкивания. Подробно этот алгоритм описан в [1].

*Достоинства:*

- 1) небольшое время работы, линейное относительно размеров исходного массива документов;
- 2) приемлемое качество, которое удовлетворяет требованиям задачи, в которой эта проблема возникла.

*Недостатки:*

- 1) для выделения содержимого необходимо несколько, минимум две, страницы одного шаблона. В случае только одного документа невозможно сделать выводы о значимости каждого фрагмента текста, аналогично в случае, если в кластер попал один документ;
- 2) несмотря на положительное влияние эвристик при разбиении текста на фрагменты, иногда они приводят к ошибкам;
- 3) невозможность исключить динамические блоки, где количество возможных вариантов текста велико, а вероятности появления всех вариантов примерно равны, например некоторая реклама, блоки навигации.

*Способы оптимизации алгоритма:*

- 1) в качестве исходных данных использовать не Plain Text, а DOM страниц;
- 2) на множестве фрагментов, признанных содержимым, провести дополнительную проверку с помощью n-gram, что поможет исключить также теги с меняющимся содержимым;
- 3) возможно, кластеризовать документы по их структуре и принимать решение о невключении в результат не для конкретного фрагмента текста, а для блока содержимого страницы, т.е. при определении контейнера как рекламного, станет возможным удалить также и ту рекламу, которая не перешагнула порог встречаемости;
- 4) возможно, стоит провести дополнительный анализ отфильтрованных фрагментов на предмет их содержательности [2].

**Выводы.** В данной работе приведено описание алгоритма фильтрации веб-документов от шаблонов и рекламы.

Полученный алгоритм имеет линейное время выполнения и осуществляет фильтрацию повторяющихся шаблонов документа в случае многотематических и многоязычных сайтов с приемлемым качеством.

Проблемами даного алгоритма являється неможливість видалення тегів з динамічним контентом, таких як панелі сторінкової навігації, деяка реклама (при умові великого числа можливих її варіантів і рівновозможності появи кожного з них).

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Yang Y., Guan H., You J. CLOPE: A fast and Effective Clustering Algorithm for Transactional Data In Proc. of SIGKDD'02, July 23-26, 2002, Edmonton, Alberta, Canada.
2. [http://habrahabr.ru/blogs/data\\_mining/66221/](http://habrahabr.ru/blogs/data_mining/66221/).
3. <http://www.partow.net/programming/hashfunctions/>.

УДК 621.928.93:004.4'22

КОРОБОЧКА О.М., д.т.н., професор  
ТОЛОК А.О., к.т.н., доцент  
КАРМАЗІНА В.В., к.фіз.-мат.н., доцент  
КОСУХІНА О.С., к.т.н., доцент

Дніпродзержинський державний технічний університет

### АВТОМАТИЗАЦІЯ ПОШУКУ ПИЛОГАЗОУЛОВЛЮВАЛЬНОГО ОБЛАДНАННЯ

**Вступ.** Проблеми екології, пов'язані із запиленістю й загазованістю як промислових підприємств, так і житлових масивів міст завжди актуальні. Гострота питання жадає від металургійних, хімічних і інших підприємств застосовувати досить велику кількість пилогазоуловлювального обладнання, постійно його вдосконалювати і реконструювати. Реконструкція такого обладнання має свої особливості, які пов'язані із задоволенням умов по зайнятій площі, по потужності, за вартістю і таке інше. Пошук такого обладнання ускладнюється ще й тим, що старі підприємства-виробники очисного обладнання скоротили або припинили його випуск, і з'явилися нові. Виробники обладнання здебільшого використовують Internet для розміщення інформації про своє виробництво, вказують технологічні характеристики, вартість, реквізити. Сучасні інформаційні технології дозволяють здійснити пошук такого обладнання, але не вирішують проблеми пошуку за заданими умовами. Це є основою для створення пошукової системи пилогазоуловлювального обладнання за заданими вимогами.

**Постановка задачі.** Потрібно розробити пакет програм для пошуку фільтруючого обладнання при заданих умовах з наступними можливостями :

- пошук обладнання за декількома характеристиками одночасно;
- покроковий пошук за класифікацією фільтруючого обладнання;
- детальний опис потрібного обладнання з його графічним зображенням;
- перехід на сайти підприємств-виробників при наявності підключення комп'ютера користувача до мережі Internet;
- перегляд додаткової інформації про фільтруючі системи;
- перегляд характеристик та технологічних параметрів обладнання;
- можливість відбору фільтрів чи циклонів із бази даних за певними умовами та ознаками;
- збереження результатів пошуку в файл Microsoft Excel.

Крім того, система повинна бути оснащена характеристиками обладнання, наявністю технологічних параметрів, описанням переваг та недоліків обладнання та його



графічним зображенням. У системі мають бути наведені посилання на адреси сайтів підприємств-виробників та реалізована можливість переходу на ці сайти при наявності підключення комп'ютера користувача до мережі Internet.

**Результати роботи.** Аналіз існуючого обладнання очищення підприємств від пилу та газу дозволяє створити базу з близько 1000 одиниць обладнання, а застосування методів кластерного аналізу дає можливість виконати їх класифікацію. У даній роботі наведено створення системи пошуку пилогазоуловлювального обладнання на основі створеної бази даних фільтрів та циклонів. Програмний продукт складається з обчислювальних модулів, які реалізовані у вигляді програмних процедур. Обчислювальні модулі поділяються на головні та залежні (рис.1).

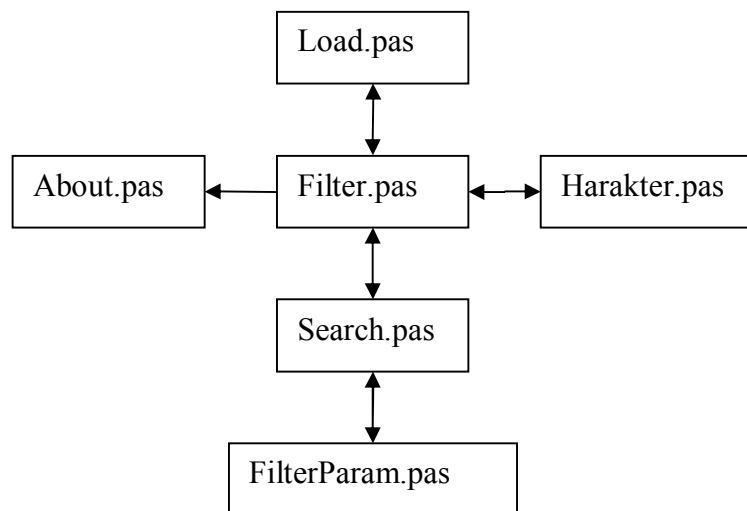


Рисунок 1 – Схема взаємодії модулів системи

Кожен модуль виконує певні функції :

- *Load.pas* (головний модуль) – відповідає за завантаження баз даних із документів Microsoft Office Excel;
- *Filter.pas* (головний модуль) – відповідає за роботу з базами даних фільтрів та циклонів і відображення переваг та недоліків обладнання;
- *Harakter.pas* (залежний модуль) – відповідає за відображення технічних характеристик обладнання;
- *Search.pas* – відповідає за фільтрацію за певними ознаками обладнання;
- *FilterParam.pas* (залежний модуль) – відповідає за умови фільтрації за певними ознаками обладнання;
- *About.pas* (залежний модуль) – відповідає за відображення стислого опису програмного продукту.

Програма створена в системі візуальної розробки Borland Delphi 7.0, реалізована для ПК класу Pentium та вище під керуванням операційної системи Windows XP. Крім того, на ПК повинні бути встановлені офісний пакет Excel, Microsoft Word та бази даних BDE administrator. Розмір програми складає 4,6 Mb. Організована робота з базами даних за допомогою BDE administrator та DataBase Desktop. Для покращення візуалізації інтерфейсу програми був використаний додатковий пакет компонентів Raize.

Робота з базами даних організована в двосторонньому режимі в залежності від операції, що виконується. У програмній реалізації використано дві головні бази даних (база даних фільтрів та база даних циклонів) і одна допоміжна база, яка відповідає за операцію «Пошук за класифікацією». Алгоритм роботи всіх баз даних зображено на рис.2.

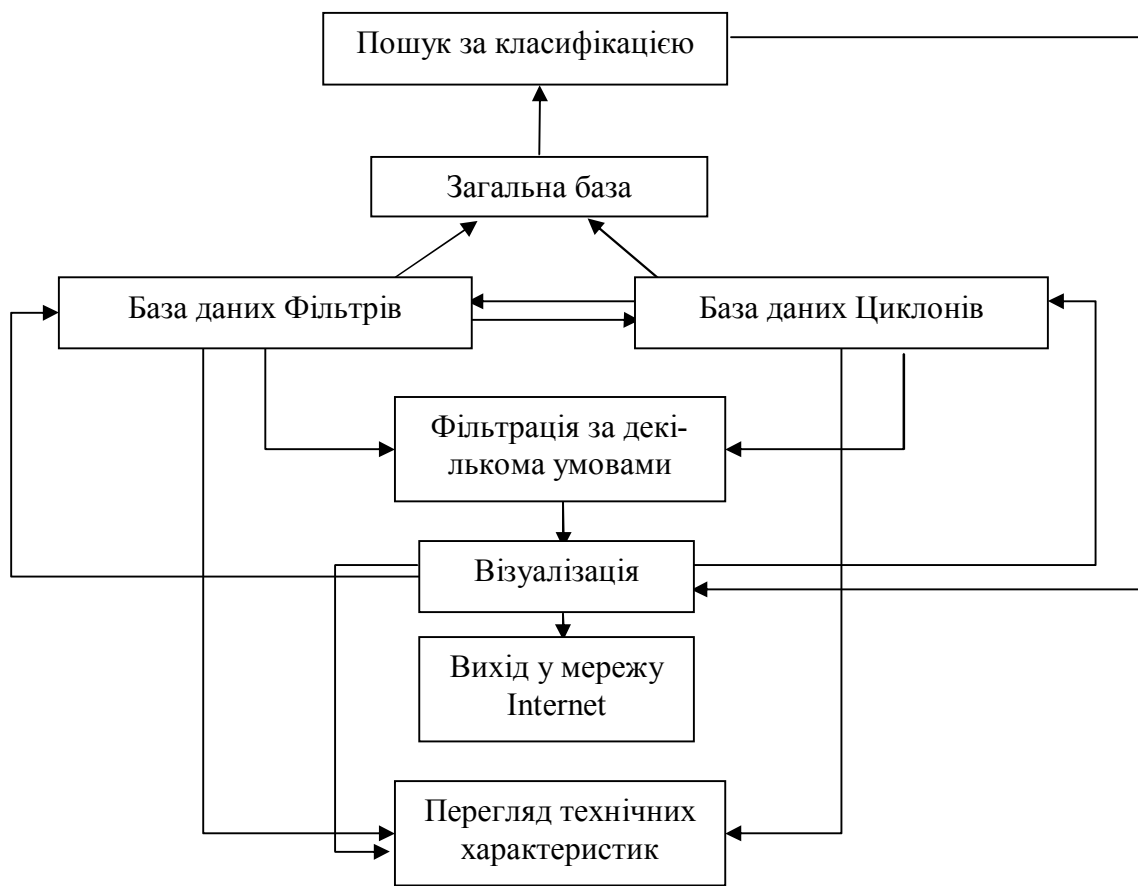


Рисунок 2 – Алгоритм роботи системи

При запуску основної програми з'являється вікно зі списком фільтруючого обладнання, його характеристиками, недоліками та графічним зображенням. Вікно поділене на два поля, розміри яких можна змінювати стандартним способом. У лівому полі наведений список усього фільтруючого обладнання, або фільтрів, або циклонів (рис.3). Для того, щоб змінити тип необхідного обладнання, треба натиснути на кнопку «Выбор типа оборудования» на панелі інструментів і з наданого списку вибрати необхідний тип (фільтри або циклони). Після вибору типу обладнання всі дії, що виконуються програмою, будуть розглядатись у рамках цього типу.

У правому полі наводяться характеристики, недоліки та графічне зображення класу, до якого належить активний вид обладнання. У деяких випадках така інформація відсутня за причиною відсутності у базі. Вікно має горизонтальне меню, команди якого виведені на панель інструментів.

Для того, щоб здійснити вибір обладнання за класифікацією пилогазоуловлювального обладнання, необхідно натиснути на кнопку «Классификация оборудования», після чого в правому полі вікна програми з'явиться дерево класифікації. Наявність значка ► свідчить про те, що це клас обладнання. При його відкритті зображення значка змінюється ▼. При активізації конкретного класу в лівому полі відображається обладнання цього класу. Користувач має можливість обрати обладнання в лівому полі, яке має відношення до конкретного класу (рис.4).

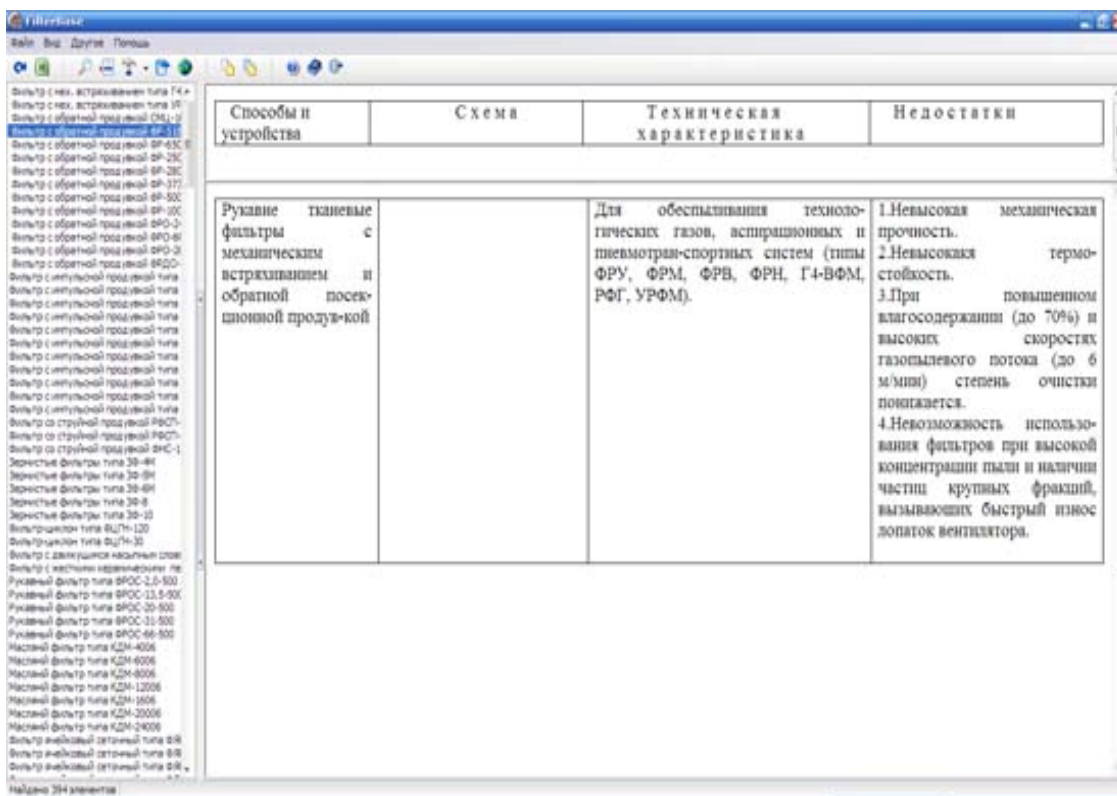


Рисунок 3 – Список фільтруючого обладнання

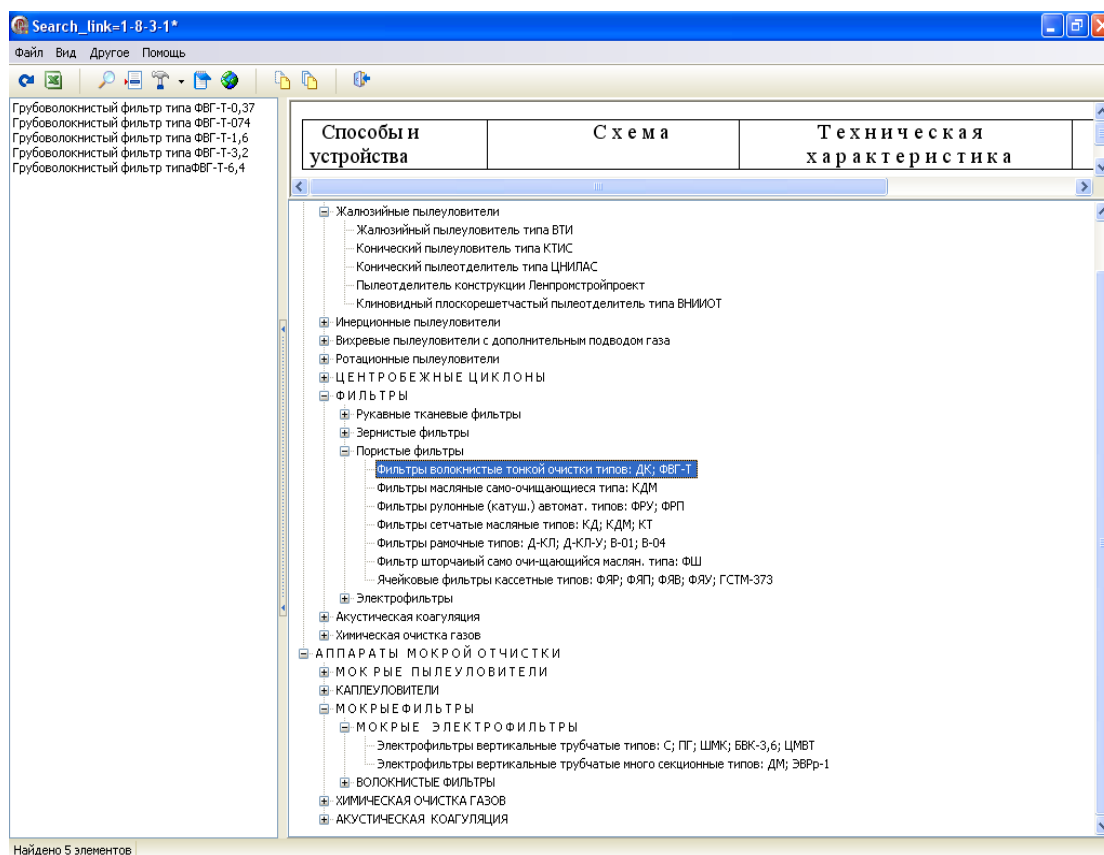
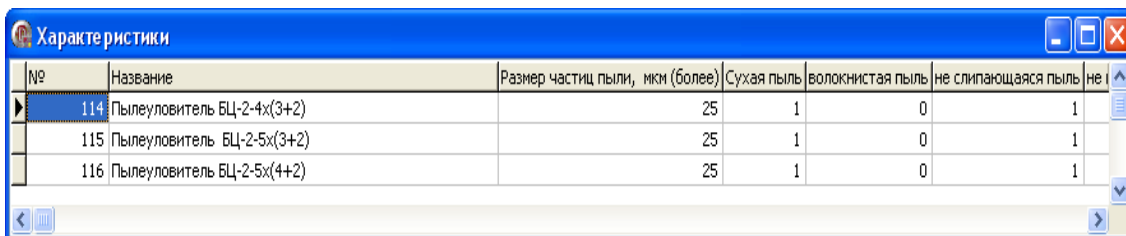


Рисунок 4 – Дерево класифікації обладнання

Якщо необхідно переглянути відомості про конкретне обладнання, потрібно лише обрати його із списку або натиснути кнопку «Технические характеристики» для того, щоб переглянути технічні характеристики знайденого обладнання (рис.5).

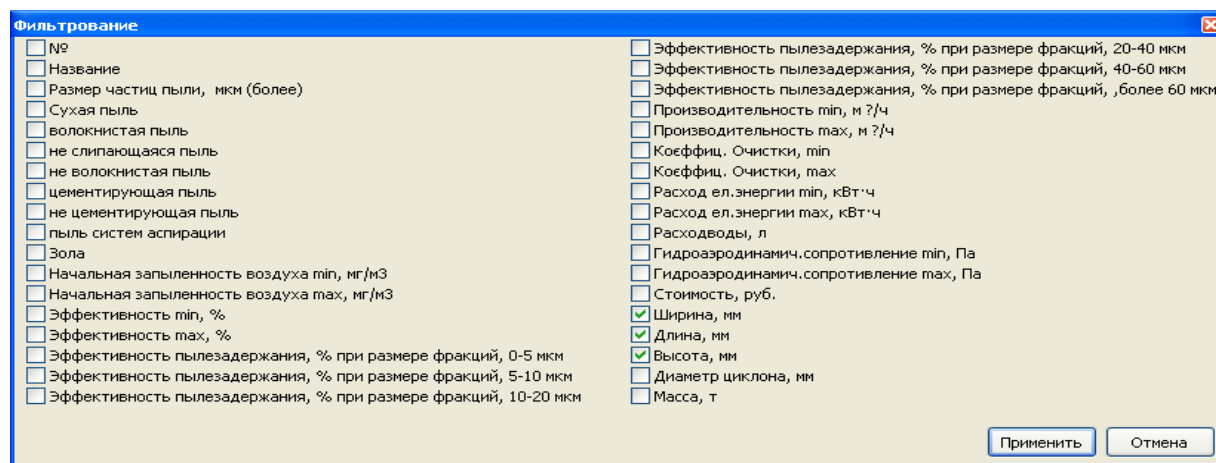


№	Название	Размер частиц пыли, мкм (более)	Сухая пыль	волокнистая пыль	не слипающаяся пыль	не...
114	Пылеуловитель БЦ-2-4х(3+2)	25	1	0	1	
115	Пылеуловитель БЦ-2-5х(3+2)	25	1	0	1	
116	Пылеуловитель БЦ-2-5х(4+2)	25	1	0	1	

Рисунок 5 – Технічні характеристики обладнання

База має можливість доповнення новим обладнанням. Для цього необхідно відкрити Microsoft Office Excel, відкрити документ Филтры.xls або Циклоны.xls, ввести нові дані в таблицю, зберегти документ. Якщо при цьому програма не була закрита, то слід натиснути кнопку «Обновить базы».

У цій програмі користувач має можливість здійснювати пошук необхідного обладнання за умовами. Після натискання кнопки «Особый фильтр» з'являється вікно з ознаками обладнання, за якими можна організувати фільтрування даної бази даних (рис.6).



Фильтрование

- №
- Название
- Размер частиц пыли, мкм (более)
- Сухая пыль
- волокнистая пыль
- не слипающаяся пыль
- не волокнистая пыль
- цементирующая пыль
- не цементирующая пыль
- пыль систем аспирации
- Зола
- Начальная запыленность воздуха min, мг/м3
- Начальная запыленность воздуха max, мг/м3
- Эффективность min, %
- Эффективность max, %
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, 0-5 мкм
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, 5-10 мкм
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, 10-20 мкм
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, 20-40 мкм
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, 40-60 мкм
- Эффективность пылеудержания, % при размере фракций, >60 мкм
- Производительность min, м³/ч
- Производительность max, м³/ч
- Коэф.фиц. Очистки, min
- Коэф.фиц. Очистки, max
- Расход эл.энергии min, кВт·ч
- Расход эл.энергии max, кВт·ч
- Расход воды, л
- Гидроаэродинамич.сопротивление min, Па
- Гидроаэродинамич.сопротивление max, Па
- Стоимость, руб.
- Ширина, мм
- Длина, мм
- Высота, мм
- Диаметр циклона, мм
- Масса, т

Применить    Отмена

Рисунок 6 – Перелік характеристик обладнання для відбору

У цьому вікні необхідно вибрати ознаки, за якими буде відібране обладнання. У програмі врахована фільтрація як за однією, так і за декількома ознаками одночасно. При активізації необхідної ознаки з'являється вікно, де необхідно зазначити умови фільтрації по цьому полю. Умови відбору можуть мати точне значення або у вигляді інтервалу. Якщо користувач не має уяви про величину ознаки, то слід було раніше переглянути технічні характеристики усієї бази за даною ознакою. Якщо обрана ознака не має одиниць виміру, то вона може приймати значення «0» або «1».

Після того, як користувач знайшов необхідне обладнання, він має можливість зберегти технічні характеристики в файл-звіт Microsoft Office Excel. При цьому врахо-

вана можливість повторного повернення до повного списку обладнання. При необхідності отримання інформації про виробника та більш повної інформації про обране обладнання система має можливість переходу на Інтернет-сайт фірми виробника або відомості про літературу з більш детальним описом фільтруючого обладнання. Для використання цієї можливості користувач має натиснути на кнопку «Источник информации» на панелі інструментів, після чого відкриється вікно Internet Explorer з адресою сайту виробника або з'явиться вікно з посиланням на літературу, з якої було взято відомості про дане обладнання (рис.7, 8). У системі враховані також відомості про системи фільтрації в цілому.

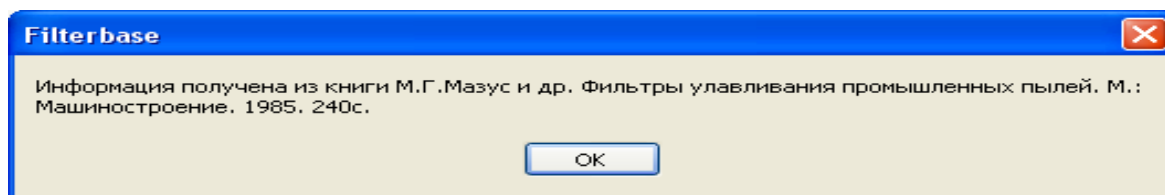


Рисунок 7 – Посилання на літературу

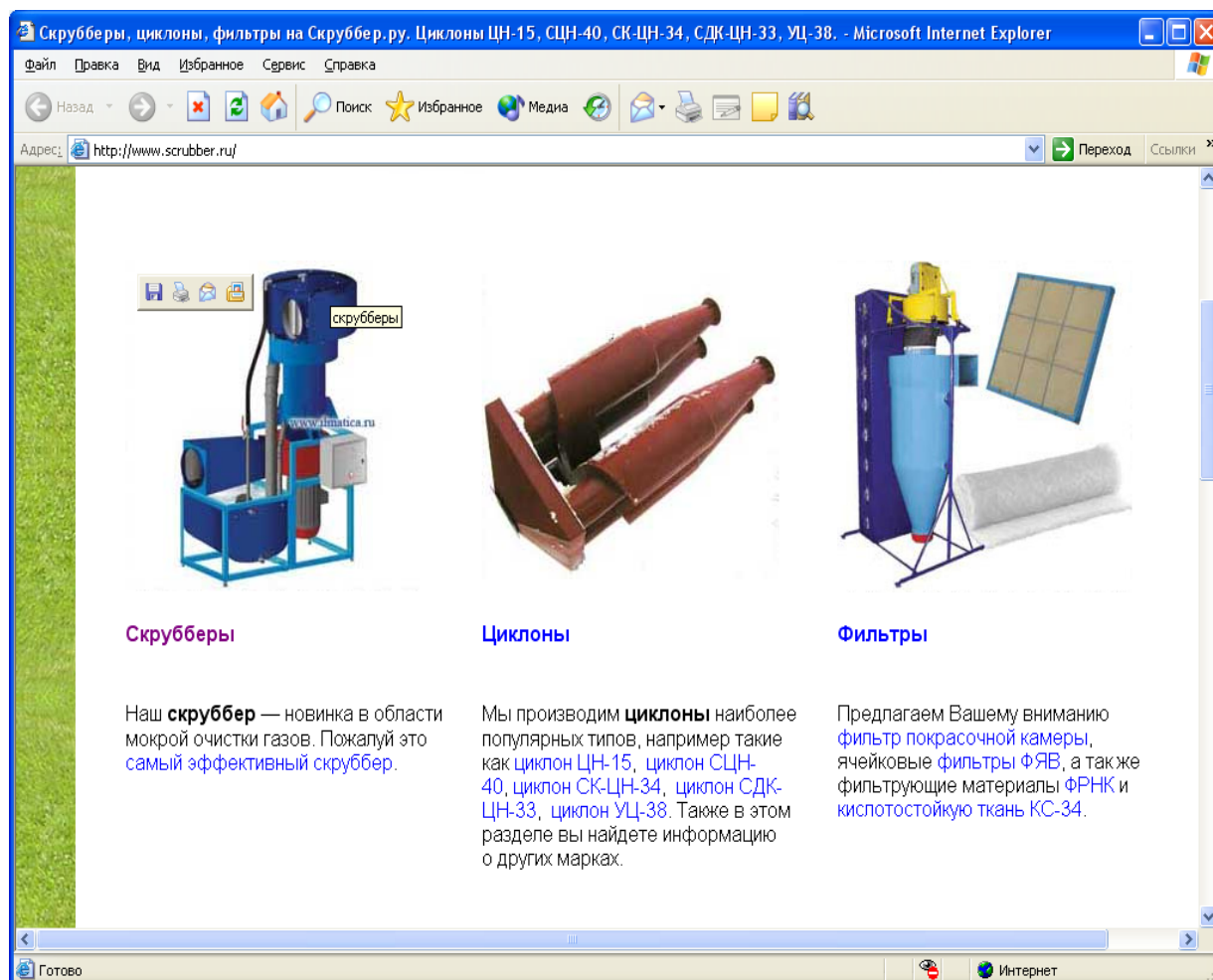


Рисунок 8 – Підключення Internet-сайту виробника

**Висновки.** Отримана система може бути використана у металургійному та хімічному виробництвах при реконструкції існуючих систем пилогазоуловлювання. Вона дозволяє виробникам значно скоротити час пошуку обладнання з необхідними характеристиками та визначити виробника цього обладнання з його реквізитами.

Система може бути успішно впроваджена в навчальний процес при вивченні таких дисциплін як "Основи охорони праці", "Охорона праці в галузі".

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Мазус М.Г. и др. Фильтры для улавливания промышленных пылей. – М.: Машиностроение, 1985. – 240с.
2. Алиев Г.М. Устройство и обслуживание газоочистных и пылеулавливающих установок. – М.: Metallurgia, 1980. – 368с.
3. Алиев Г.М. Техника пылеулавливания и очистки промышленных газов. – М.: Metallurgia, 1986. – 544с.
4. Алешина В.М. Пылеулавливание в металлургии. – М.: Metallurgia, 1984. – 336с.
5. В.В.Кармазина, М.А.Король, Е.С.Косухина, А.А.Толок. Система оптимизации поиска пылегазоулавливающего оборудования// 5 міждержавна науково-практична конференція «Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем», Дніпропетровськ: ДНУ. – 14-16 листопада, 2007. – С.195.