

## ДОДАТОК А

Код програми MathLab навчання нейронних мереж для прогнозування попиту

```
P = [6.98 16.88 32.22 105.39 312.77]; T = [2011 2012 2013 2014 2015];
```

```
Pc = num2cell(P)
```

```
Tc = num2cell(T)
```

```
% Створення та навчання мережі
```

```
Pi = {100, 100}; net
```

```
= newlind(Pc,Tc,Pi);
```

```
Y = sim(net, Pc, Pi)
```

```
disp('Weights');
```

```
disp(net.IW{1,1})
```

```
disp('Bias'); disp(net.b{1, 1});
```

```
% Прогнозування
```

```
S = [6.98 16.88 32.22 105.39 312.77 648.77]; S = S + 1;
```

```
Q = [2011 2012 2013 2014 2015 2016];
```

```
Sc = num2cell(S)
```

```
Yc = sim(net, Sc, Pi) Y= cell2mat(Yc)
```

```
plot(T, P, 'o', Q, S, '+-', Y, S); grid;
```

```
legend('T', 'Q', 'Y'); Error = Y - Q;
```

```
disp('Error = '); disp(Error);
```

```
figure; plot(S, Error); grid;
```

```
% Результат
```

```
Pc =
```

```
Columns 1 through 3
```

```
[6.9800] [16.8800] [32.2200]
```

```
Columns 4 through 5
```

```
[105.3900] [312.7700]
```

```
Tc = [2011] [2012] [2013] [2014] [2015]
```

```
Y=
```

```
Columns 1 through 4
```

```
[2.0110e+03] [2012] [2.0130e+03] [2014]
```

```
Column 5
```

```
[2.0150e+03]
```

```
Weights
```

```
5.5945 0.5847 0.9741 4.5900 13.5708
```

```
Bias 0
```

```
Sc =
```

Columns 1 through 3  
[7.9800] [17.8800] [33.2200]  
Columns 4 through 6  
[106.3900] [313.7700] [649.7700]

Yc =  
Columns 1 through 3  
[2.0166e+03] [2.0182e+03] [2.0202e+03]  
Columns 4 through 6  
[2.0257e+03] [2.0403e+03] [4.3174e+03]

Y=  
1.0e+03 \*  
Columns 1 through 5  
2.0166 2.0182 2.0202 2.0257 2.0403

## ДОДАТОК Б

Зміст тез опублікованих у міжнародному електронному науково-практичному журналі «WayScience». Конференція Сучасний рух науки: VII міжнародна інтернет-конференція, 6-7 червня 2019 р. – Дніпро, 2019. – 1977 с.

Незважаючи на збільшення кількості програмного забезпечення прогнозування з використанням штучних нейронних мереж в минулому десятилітті, думки щодо їхнього внеску розрізняються. Оцінка досліджень в цій області складна у зв'язку з відсутністю чіткого критерію. За останні 10 років все більш активні зусилля досліджень були спрямовані на застосування нейронних мереж у бізнесі. Використовуючи вже існуючі програми, в яких за основу взято даний принцип, можливо перевірити додатки для бізнес прогнозу з використанням нейронних мереж. Для кожної такої програми можна оцінити наскільки ефективна запропонована методика у порівнянні з альтернативними (ефективність перевірки) і як добре методика реалізована (ефективність реалізації) [1]. Виходячи з отриманих результатів можна буде виділити успішні методи для використання в задачах прогнозу.

Необхідно розібратися як були обрані процедури навчання нейронної мережи. Потім необхідно описати критерії, які слід використовувати для оцінки додатку. Наступний крок, зробити аналіз результатів після застосування критеріїв оцінки до навчальних процедур. Як підсумок, з'явиться можливість розробити деякі рекомендації для поліпшення досліджень в цій області.

На сьогоднішній день не існує загальноприйнятих критеріїв оцінки продуктивності нейронних мереж. Це пояснюється тим, що будь-які нейронні мережи мають вузьке цільове призначення і, відповідно, контекст роботи. Основним критеріями у світовій практиці зазвичай виступають емпіричні дані, тобто результати роботи за фактом застосування. Такі данні аналізують за наступними критеріями: продуктивність моделі, величина помилки на тестовій вибірці, знаходження стандартних відхилень (SD Ratio) помилки прогнозу і вихідних даних, а також кореляції Пірсона, що спостерігаються передбаченими

моделлю показниками [2]. Нормальність розподілу вивчаємих показників може бути оцінена за допомогою тесту Шапіро–Вилка [3].

При визначенні ефективності з якою нейронні мережі розробляються також можуть бути використані принципи оцінки роботи мережі запропоновані Рефенсом:

- **Збіжність.** Збіжність пов'язана з проблемою здатності навчальної процедури до навчання класифікації певної в наборі даних. При оцінці цього критерію особливо цікаві результати на навчальній вибірці, оскільки вони визначають здатність мережі до збіжності і перевіряє здатність до узагальнення, тобто попередній результат.

- **Узагальнення.** Узагальнення вимірює здатність нейронної мережі розпізнавати шаблони поза навчальної вибірки. Показники точності досягаються на фазі навчання та визначають межі для узагальнення. Якщо результат на новому зразку схожий на такий же на етапі збіжності, то можна вважати, що нейронна мережа навчена добре.

- **Стабільність.** Стабільність - це консистентність результатів під час етапу перевірки з різними зразками даних. Цей критерій оцінює чи є конфігурація нейронної мережі визначеною на етапі навчання і що результати етапу узагальнення консистентне на різних зразках тестових даних. Дослідження можуть продемонструвати стабільність через використання ітеративних спроб на тих же даних або ж через використання множини образів для навчання та перевірки.

Критерії оцінювання носять досить загальний характер, щоб бути застосовними до будь-якої мережі або механізму навчання. Крім того, вони являють собою квінтесенцію кращих практик в літературі. Той факт, що дослідження не відповідає критеріям, не обов'язково вказує на його провал. Якщо плануємо використовувати емпіричні дослідження для того щоб висловитися за чи проти застосування нейронної мережі у прогнозуванні, то ми повинні бути в змозі визначити які з реалізацій підходять для цього.

У цілому дослідження мереж можна кваліфікувати по 3 типам. Ті, що добре реалізовані і можуть бути добре перевірені. Такі мережі чинять інтерес незалежно від результатів. Вони можуть бути використані як для аргументації «за» застосування мережі, так і «проти», в залежності від результату. Це, здавалося б, найцінніші дослідження. До другого типу відносяться дослідження, які можуть бути добре перевірені, хоча їх реалізація постраждала в деяких аспектах. Це важливо коли методика, яку вони пропонують, гарна незважаючи на обмеження реалізації. Вони можуть бути використані щоб стверджувати, що нейронні мережі можна застосувати й для того, щоб встановити нижню межу їх можливостей. Нарешті, є дослідження які не представляють інтересу з точки зору застосування нейронних мереж для прогнозування. Деякі з них мають невелике значення, оскільки їх перевірка страждає. Оскільки неможливо визначити через що отримані негативні результати: від незастосовності методики або від складнощів реалізації, дослідження мають мале значення в якості досліджень прогнозування [4].

Найбільш поширеною проблемою з подібними дослідженнями є негативний результат нейронної мережи на тестових вибірках, що робить складним оцінку доцільності таких змін нейронної мережи. У цьому випадку також важко оцінити здатність нейронної мережи до узагальнення, оскільки немає точки відліку для порівняння.

Поки значення нейронних мереж для задач прогнозування не встановлено, потрібно проводити порівняння між нейронними мережами та альтернативними методами. Альтернативи, які використовуються для порівняння, повинні бути простими і визнаними. Література по прогнозуванню висловлює переваги простим моделям, крім випадку коли складність дає силу. Крім того, результати досліджень показують, що відносно прості моделі екстраполяції є надійними. Порівняння повинні бути засновані на роботі поза навчальних вибірок. Нарешті, щоб бути переконливим, істотний зразок прогнозу повинен згенерований і зрівняний.

## ДОДАТОК В

### Слайди презентації

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

#### АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

#### ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Науковий керівник  
к.т.н., доцент

Вечур О. В.

Виконав  
Студент групи ПЗмзд-17-1

Рубан А. С.

#### ОДНІЄЮ З НАЙЦІКАВИШИХ ЗАДАЧ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ Є ЗАДАЧА ПРОГНОЗУВАННЯ ВИХОДУ ІННОВАЦІЙНОЇ ПРОДУКЦІЇ НА РИНОК

У прогнозуванні попиту можуть бути застосовані два підходи:

- ▶ Традиційний або класичний
- ▶ Модифікований (декілька класичних)

Переваги модифікованого підходу:

- ▶ заснований на формуванні попиту з урахуванням комплексу взаємопов'язаних факторів
- ▶ У якості аргументу включає в себе набір факторів, який більшою мірою впливає на потребу в даній інноваційній продукції

Недоліки модифікованого підходу:

- ▶ Відсутність або нестача даних о характері продажів товару через його інноваційність

## МЕТА РОБОТИ

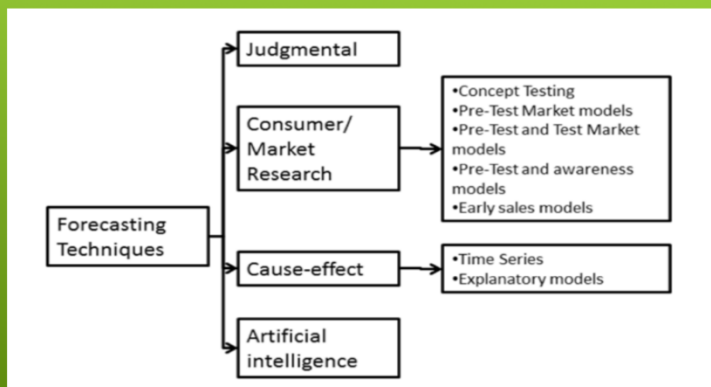
Переконатися що використання нейронних мереж є доречним та має переваги перед імітаційними моделями у задачах прогнозування складних процесів шляхом порівняння результатів обох підходів у окремому прикладі такого процесу.

## ПОРІВНЯННЯ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ

Автор/Рік	Розглянуті питання
<u>Винт</u> / 1874	Структура класифікації (восьми наборів характеристик) і оцінка моделей прогнозування нових продуктів
<u>Асмум</u> / 1984	Розглянуто конкурентні структурні моделі оцінюють частку ринку, яку новий продукт буде захоплювати на певному ринку з даними конкурентами
<u>Махаджани Винт</u> / 1988	Етапи в процесі розробки нового продукту
<u>Харді</u> / 1998	Моделі прогнозування пробного продукту
Басс / 1969	Поширення продукту завдяки рекламі та слухам між покупцями (дифузія)
Кан / 2002	Вивчення методів прогнозування нових продуктів

## КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ НОВИХ ПРОДУКТІВ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ БАССА

Класифікація Басса поділяє аналітичні моделі на суб'єктивні методи, дослідження споживачів ринку, причинно-наслідкові моделі і методи штучного інтелекту.



## ДИФУЗІЙНА МОДЕЛЬ БАССА

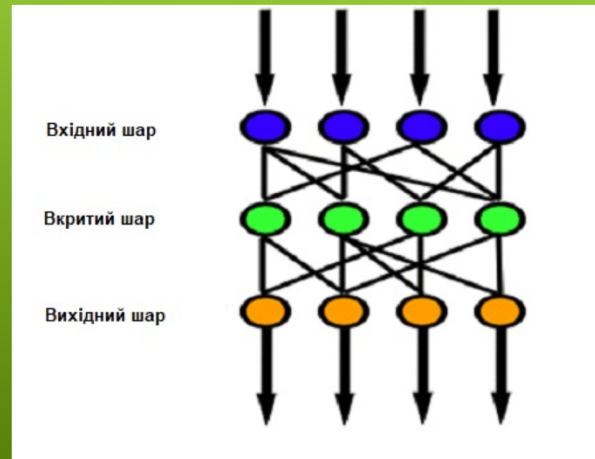
$$F(t) = p * m + (q - p)Y(t) - \frac{q}{m} (Y(t))^2$$

$m$  - загальна кількість покупок за період часу

$p$  - коефіцієнт інновацій

$q$  - коефіцієнт імітації

## МОДЕЛЬ ШТУЧНИХ НЕЙРОНІВ



## УМОВНІ РІВНІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖИ

### ► Вхідний шар

Робота із зовнішнім середовищем. Встановлює умови задля яких виконується навчання, тобто шаблон нейронної мережи.

### ► Вкритий шар

Робота із сигналом отриманим з вхідного шару. Цей шар відповідає за вилучення необхідних функцій з вхідних сигналів. Шар може мати від 3 до 5 прихованих шарів залежно від складності обчислення та потрібної точності.

### ► Вихідний шар

Виконує задачу збиру та представлення інформації з попереднього шару.

## ВАЖЛИВІСТЬ ІННОВАЦІЙ У СУЧАСНОМУ ЖИТТІ



## ОСНОВНІ ВИМОГИ ДО ІННОВАЦІЙ

- Економічна ефективність
- Рентабельність виводу продукту на ринок
- Принесення прибутку
- Рентабельність продукту після виведення продукту

## ЗАДАЧА ПРОГНОЗУ ПОПИТУ НА ІННОВАЦІЙНИЙ ПРОДУКТ

Задача прогнозу попиту на інноваційний продукт не входить до звичайних задач через декілька відмінностей:

- ▶ Не характеризуються поступовими поліпшеннями, поліпшеними функціями та продуктивністю (мобільні телефони, ноутбуки, операційні системи)
- ▶ Не є типовою для реального ринку тобто, не може ґрунтуватися на вже існуючому попиті (бажаннях покупців)
- ▶ Важливо враховувати роль інновацій задля точного прогнозу
- ▶ Дифузійний характер поширення на ринку
- ▶ Більшість моделей дискретного вибору для нових технологій засновані на гіпотетичних даних про перевагу

## ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ЕЛЕКТРОМОБІЛІ

Беручи до уваги той факт, що прогноз оснований на перевагах продукту не надає бажаного результату із-за обмеження відомих даних у контексті вже встановленого ринку, у більшості досліджень використовуються оціночні коефіцієнти для порівняння частки ринку електромашин в різних сценаріях, але не стверджують, що це фактичні прогнози.

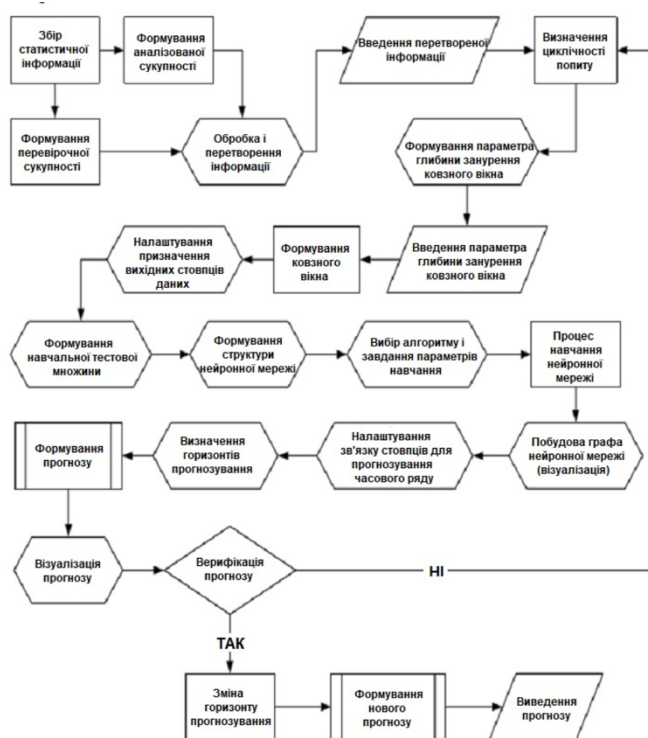
Інновації часто повільно поширюються і вимагають багато часу для отримання значної частки ринку. Дифузійний процес був визначений як спосіб, за допомогою якого інновація повідомляється по певних каналах з плином часу серед членів соціальної системи.

## У рамках вивчення прогнозу попиту на електромобілі буде виконано:

- ▶ Дослід існуючої статистики проданих автомобілів у окремій країні (Китай) за вже минулий проміжок часу (2009-2013)
- ▶ Побудуємо нейронну мережу із використанням дифузійної моделі
- ▶ Перевіримо нейронну мережу на адекватність завдяки вже відомими даними за наступні роки, тобто після періоду часу який було обрано за вхідний (2014-2016)

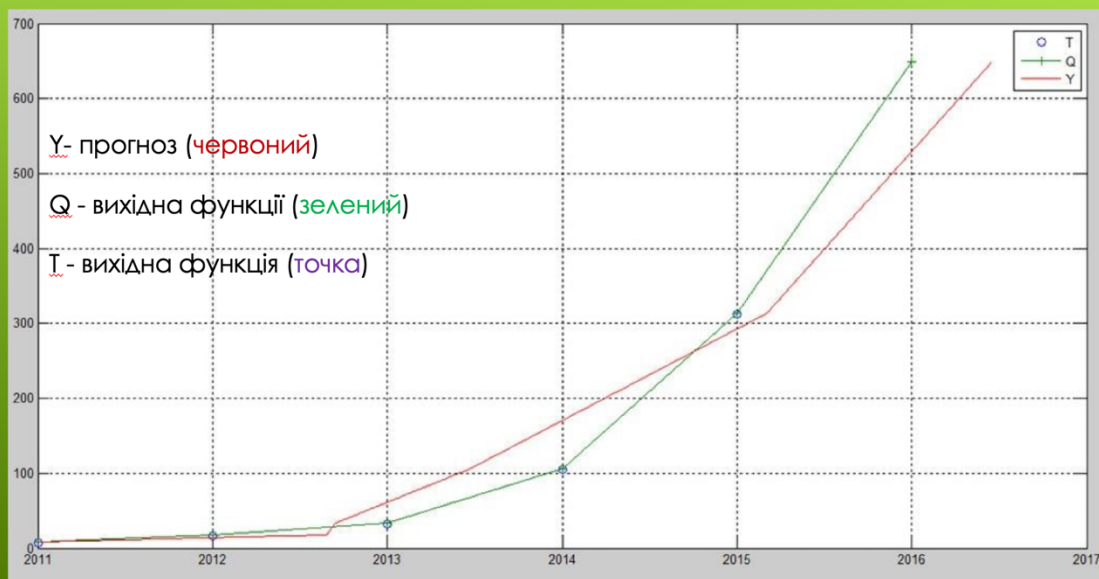
## КІЛЬКІСТЬ ПРОДАНИХ АВТОМОБІЛІВ У ПЕРІОД З 2005 ПО 2016

	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Canada							0.52	2.54	5.66	10.73	17.69	29.27
China					0.48	1.91	6.98	16.88	32.22	105.39	312.77	648.77
France	0.01	0.01	0.01	0.01	0.12	0.30	3.03	9.29	18.91	31.54	54.49	84.00
Germany	0.02	0.02	0.02	0.09	0.10	0.25	1.89	5.26	12.19	24.93	48.12	72.73
India				0.37	0.53	0.88	1.33	2.76	2.95	3.35	4.35	4.80
Japan					1.08	3.52	16.14	40.58	69.46	101.74	126.40	151.25
Korea						0.06	0.34	0.85	1.45	2.76	5.95	11.21
Netherlands				0.01	0.15	0.27	1.14	6.26	28.67	43.76	87.53	112.01
Norway			0.01	0.26	0.40	3.35	5.38	9.89	20.37	44.21	84.18	133.26
Sweden							0.18	1.11	2.66	7.32	15.91	29.33
United Kingdom	0.22	0.55	1.00	1.22	1.40	1.68	2.89	5.59	9.34	24.08	48.51	86.42
United States	1.12	1.12	1.12	2.58	2.58	3.77	21.50	74.74	171.44	290.22	404.09	563.71
Others					0.64	0.83	3.25	6.90	12.76	25.35	52.63	87.48
Total	1.37	1.69	2.15	4.54	7.47	16.81	64.58	182.64	388.07	715.39	1262.61	2014.22

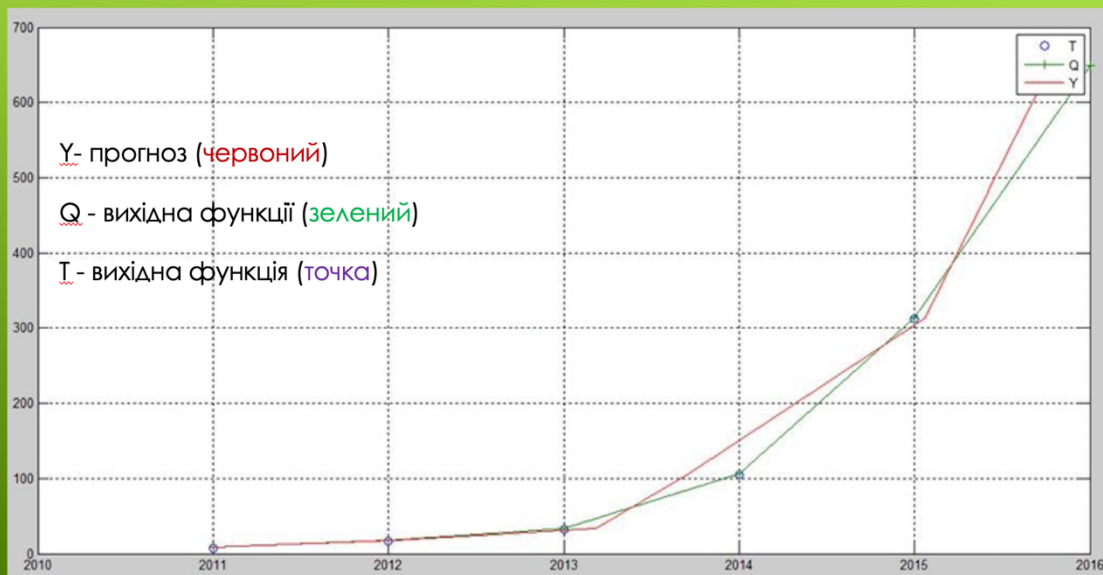


## АЛГОРИТМ ПРОГНОЗУВАННЯ

## ГРАФІК ПРОГНОЗУ ПРОДАЖІВ ВІД ВИХІДНОЇ ФУНКЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ДВОХ НЕЙРОНІВ



## ГРАФІК ПРОГНОЗУ ПРОДАЖІВ ВІД ВИХІДНОЇ ФУНКЦІЇ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ПОДВІЙНОЇ КІЛЬКОСТІ НЕЙРОНІВ



## ВИСНОВКИ

У ході науково-дослідної роботи було виконано:

- ▶ Аналіз предметної області, моделей та інструментів прогнозування
- ▶ Розглянуто нейронні мережі. Особливості будови мережи та окремого нейрону, області використання, види навчання
- ▶ Досліджено та розроблено імітаційну модель на основі моделі Басса для прогнозу попиту на інноваційний продукт
- ▶ Побудована та навчена нейронна мережа із використанням методу поширення зворотної помилки. Виконана калібровка мережи
- ▶ Виконано перевірку на доречність використання нейронної мережі шляхом порівняння результатів імітаційної моделі та результатів цієї мережи. Похибка результатів для нейронної мережи та імітаційної моделі склала 7 % та 18 % відповідно
- ▶ Доведено доцільність використання нейронної мережи у прогнозі складних процесів на прикладі прогнозу попиту на електромобілі на Китайському ринку