



[DOI 10.28925/2663-4023.2023.20.239252](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2023.20.239252)

УДК УДК 004.032.26:658.8

**Харченко Олександр Анатолійович**

кандидат технічних наук, доцент

доцент кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна

ORCID ID 0000-0002-9255-9287

[a.kharchenko@knu.edu.ua](mailto:a.kharchenko@knu.edu.ua)

**Яремич Валентин Романович**

аспірант кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна

ORCID ID 0000-0001-9557-9577

[v.yaremych@knu.edu.ua](mailto:v.yaremych@knu.edu.ua)

## МОДЕЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗРАХУНКУ ІНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗНИКА КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА ЕЛЕКТРОННОЇ ТОРГІВЛІ

**Анотація.** Використання сучасних досягнень науково-технічного прогресу є надважливим у побудові інформаційних систем та впровадженні інформаційних технологій. Останнім часом під час вирішення низки задач класифікації та кластеризації даних є використання штучних нейронних мереж, які дозволяють досягнути надзвичайної точності. Наявність великої кількості програмних та технічних інструментів створення та навчання штучних нейронних мереж, а також можливість використання великої кількості даних (зокрема даних реальних підприємств) для навчання мереж на них дозволяє швидко побудувати ефективні моделі для вирішення різноманітних задач, в тому числі економічного характеру. В умовах сьогодення відслідковування та розрахунок динаміки інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі є одним з основних показників стану підприємства в економічному просторі держави. Відповідно для розрахунку та моделювання ситуацій пов'язаних з розрахунок динаміки інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі варто застосувати нейромереві моделі для обробки та аналізу великої кількості даних. Такий підхід дозволяє оптимізувати процеси управління підприємством, підвищити персоналізацію обслуговування та забезпечення ефективної взаємодії з клієнтами та інше. Розглянута згортова нейронна мережа має такі особливі властивості, як самоорганізація, здатність до навчання в процесі роботи, узагальнення, імітування процесів та явищ, в тому числі і нелінійних, формування складних залежностей в просторі діагностичних подій, ефективність роботи з ознаками великої розмірності, що обумовлюють доцільність їх використання для вирішення задач прогнозування, зокрема розрахунку та моделювання ситуацій пов'язаних з розрахунок динаміки інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.

**Ключові слова:** інтегральний показник конкурентоспроможності підприємства торгівлі; інтелектуальна інформаційна технологія; декомпозиція моделі інформаційної технології; CASE-технології; алгоритм підготовки даних; згортової нейронної мережі (CNN); метрики якості інформаційні інтелектуальні системи прийняття рішення.

### ВСТУП

Нейронні мережі на сьогодні є унікальним інструментом, що вирішує різноманітні специфічні задачі з різних галузях економіки. Така універсальність зумовлена тим, що завдяки нейронним мережам можливе вирішення багатьох нестандартних задач стандартними методами. У загальному випадку моделювання інтелектуальної технології розрахунку інтегральних показників діяльності підприємств електронної торгівлі може

використовувати елементи штучного інтелекту здійснивши синтез даних інформаційної складової економічних моделей, що здійснюється шляхом ідентифікації типів великих даних із застосуванням елементів комп'ютерного моделювання. Зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) – особливі типи нейронних мереж, які працюють, імітуючи людський мозок, та використовують набори правил, які допомагають комп'ютеру знаходити особливості у зображеннях, масивах даних, розуміти та інтерпретувати інформацію. Головними перевагами згорткових нейронних мереж є інваріантність до зсуву, тобто розпізнавати об'єкти незалежно від їхнього розташування, а також є узагальнення знання про об'єкт у всьому масиві даних, що особливо корисно при роботі з великими обсягами даних.

**Постановка проблеми.** Необхідність постійного аналізу конкурентоспроможності підприємств електронної та їх ефективної роботи потребує моделювання інтелектуальної інформаційної технології по роботі з великими масивами даних із застосуванням згорткової нейронної мережі (Convolutional Neural Networks, CNN).

**Мета статті.** Метою статті є узагальнення пропозицій щодо процесів моделювання інтелектуальної технології розрахунку інтегрального показника діяльності підприємств електронної торгівлі з використанням декомпозиції моделі інформаційної технології засобами CASE-технології, алгоритмів підготовки даних, згорткової нейронної мережі (CNN), метрики якості інформаційні інтелектуальні системи прийняття рішення та комп'ютерного моделювання

## ВИКЛАДЕННЯ ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Серед досліджень, присвячених моделювання інформаційних інтелектуальних технологій із застосуванням елементів штучного інтелекту належить низка фундаментальних робіт відомих вчених [1-10]. Слід зауважити, що у зазначених дослідженнях було приділено увагу моделювання інформаційних технологій, використанню декомпозиції моделей інформаційної технології засобами CASE-технології, застосуванню елементів штучного інтелекту в розробці інформаційних технологій, згортковим нейронним мережам та комп'ютерному моделюванню.

Основою відслідковування та розрахунку динаміки інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства торгівлі є застосування нейромережових моделей для обробки та аналізу великої кількості даних. Такий підхід дозволяє оптимізувати процеси управління підприємством, підвищити персоналізацію обслуговування та забезпечення ефективної взаємодії з клієнтами. Слід зазначити, що інтелектуальна технологія може сприяти підвищенню динаміки ринку та адаптуватися до нових умов, що робить її більш гнучкою та реалістичною у порівнянні з традиційними методами оцінки конкурентоспроможності.

Тому для компоненти «Інтелектуальна технологія розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі» необхідно провести процедуру розбиття на більш детальні блоки - тобто застосувати процес декомпозиції моделі інформаційної технології оцінки конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі. В результаті утворюється п'ять компонент моделі другої декомпозиції (рис. 1):

«Підготовка даних».

«Процес кластеризації індексування даних».

«Визначення оцінки та вагомості показників конкурентоспроможності».

«Розрахунок інтегрального показника полікритеріальної діагностики».

«Створення звітності».

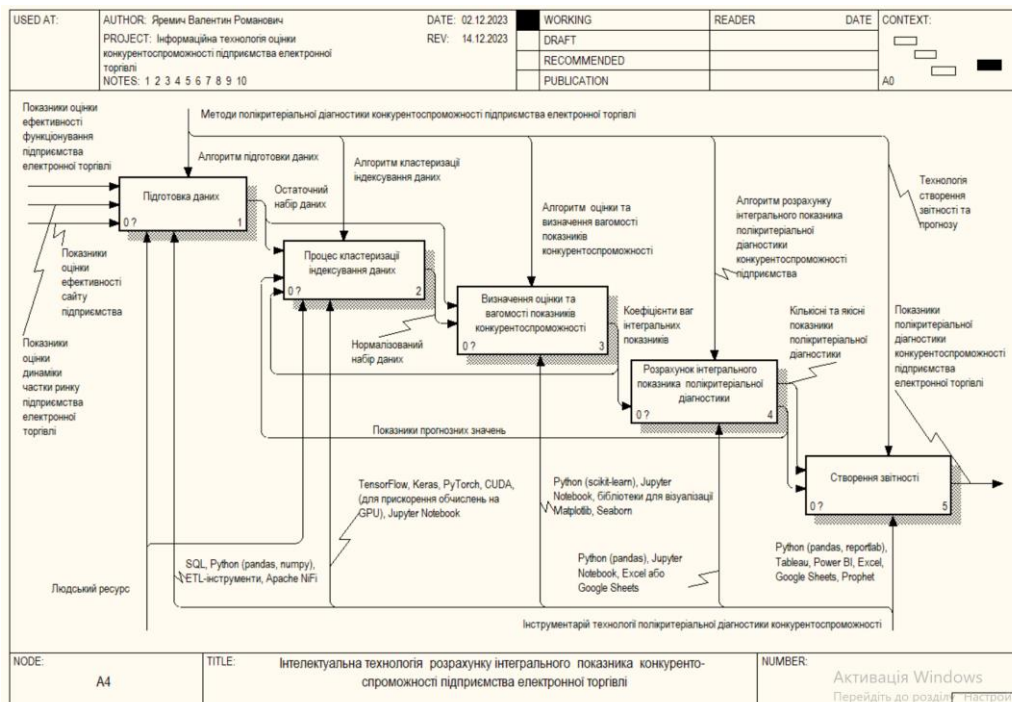


Рис.1. Декомпозиція моделі інтелектуальної технології розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі

Запропонований фрагмент декомпозиції моделі інтелектуальної технології розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі представлений у вигляді восьми складових.

Першою складовою даної нотації є компонента «Підготовка даних». Основною метою є підготовка та опрацювання вхідних даних для подальших аналітичних операцій та моделювання. На вхід компоненти надходять три стрілки (Input), які характеризують три відповідні показники: оцінка ефективності функціонування підприємства електронної торгівлі; оцінка динаміки частки ринку підприємства електронної торгівлі; оцінка ефективності сайту підприємства.

Для забезпечення якості та правильності підготовки даних встановлений алгоритм підготовки даних, що виконує функцію контролю. Заявлений алгоритм включає в себе процес перевірки на відповідність стандартам та державним нормативним документам, перетворення вхідних даних у належний та відповідний, для подальшого використання інформаційною технологією, формат. Також присутня функція виправлення помилок.

Так, алгоритм підготовки даних використовуються для обробки та структурування вхідних даних, включає в себе набір правил та кроків для очищення даних від дублікатів, видалення аномальних значень, кодування категоріальних ознак та інші операції, які забезпечують коректність і готовність даних для подальших аналітичних процесів [11-15]. Виділено вісім кроків, які чітко відслідковуються під час опису даного процесу (рис.2):

- Першим кроком даного алгоритму буде зчитування та завантаження вхідних даних із різних джерел, що містять показники оцінки ефективності функціонування підприємства, динаміку частки ринку та ефективність сайту підприємства електронної торгівлі.

- Другий крок включає обробку даних користувачів шляхом заповнення пропущених значень (наприклад, використання середніх значень або інтерполяція) або видалення невідповідних записів.

- На третьому кроці відбувається кодування категоріальних ознак, тобто перетворення категоріальних ознак у числовий формат, наприклад, за допомогою техніки як one-hot encoding або label encoding. Це дозволяє використовувати ці ознаки в нейронній мережі.
- На четвертому кроці здійснюється масштабування ознак, себто застосування методів масштабування, таких як мінімакс-масштабування або стандартизація, для того, щоб усі ознаки мали приблизно однаковий формат значень. Цей крок формує оптимізацію процесу навчання нейромережі.
- П'ятий крок проводить розділення даних на тренувальний, валідаційний та тестовий набори, з метою ефективного навчання нейромережі та оцінки моделей. Тренувальний набір використовується для навчання моделей, валідаційний – для тонкої настройки параметрів, а тестовий – для оцінки загальної ефективності.
- На шостому кроці відбувається підготовка та визначення метрик, які будуть використані для оцінки ефективності моделі під час навчання нейромережі. Це може включати в себе метрики точності, втрат, чи інших, залежно від конкретної задачі.
- Сьомий крок здійснює процес збереження підготовлених даних у відповідному форматі та/або у базі даних для подальшого використання під час навчання нейронної мережі.
- Восьмий крок - готовність до навчання. Завершення алгоритму, після чого дані готові до використання в процесі навчання нейронної мережі для розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності.

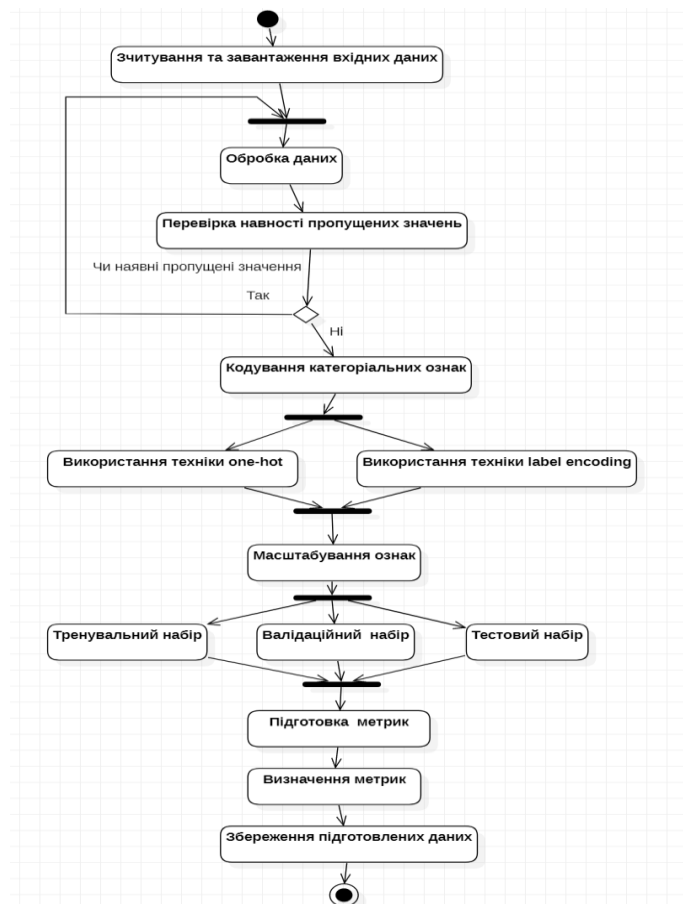


Рис.2. Алгоритм підготовки даних.

На прикладі компоненти «Підготовка даних» бачимо, що в результаті в результаті своєї діяльності, формує на виході (стрілка виходу Output) очищений, структурований та

готовий до використання набір даних для подальших етапів моделювання та аналізу конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі. Дана стрілка «Остаточний набір даних» в подальшому моделюванні входить до двох компонент «Процес кластеризації індексування даних» (для аналізу за допомогою нейронної мережі) та «Екстракція ознак та Аналіз» (для аналізу та виділення ключових ознак).

Показаний підхід деталізованої декомпозиції дозволяє розглянути кожен етап моделі «Інтелектуальна технологія розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі». Відповідно, інформація та результати переміщуються від блоку до блоку, створюючи цілісний процес моделювання для аналізу конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.

Дана технологія включає застосування нейронних мереж, для створення адекватної оцінки конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.

Розрахунок інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі застосовує множини показники та критеріїв, включає в себе дані різних типів та структур. У даному випадку, оскільки наявні неоднорідні складові, такі як ефективність функціонування, динаміка частки ринку та ефективність сайту, доцільно імплементувати технологію згорткової нейронної мережі (CNN) в інформаційну технологію розрахунку інтегрального показника конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі [16-20].

Згорткові нейронні мережі добре справляються з обробкою структурованих даних, які мають числовий та табличний характер зображення або матриці числових даних. Тому CNN може ефективно вивчати взаємозв'язки між різними типами даних та виокремлювати ключові ознаки, що впливають на конкурентоспроможність підприємства електронної.

В даному випадку алгоритм розрахунку інтегрального показника полікритеріальної діагностики конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі на основі згорткової нейронної мережі може бути виконаний наступним чином (рис. 3):

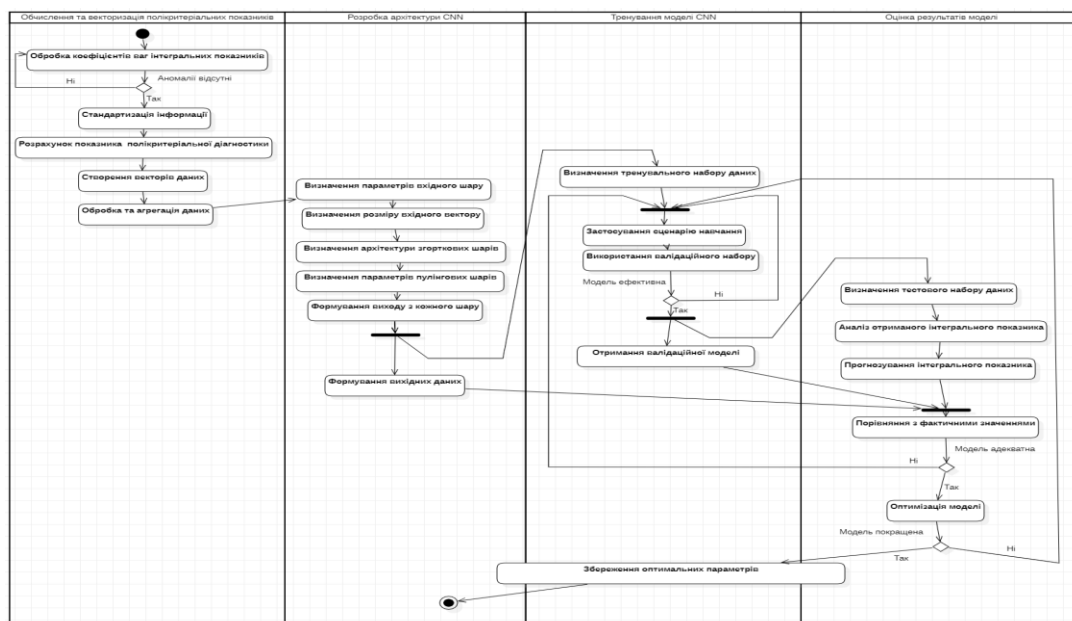


Рис. 3. Алгоритм розрахунку інтегрального показника полікритеріальної діагностики конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.



Далі використовується навчена модель для прогнозування інтегрального показника конкурентоспроможності з використанням тестових даних. Отримані прогнози порівнюються з фактичними значеннями інтегрального показника, щоб оцінити, наскільки добре модель працює на нових/інших даних.

Оцінка результатів включає аналіз різниці між прогнозованими та реальними значеннями. Метрики якості, такі як середньоквадратичне відхилення або коефіцієнт детермінації, використовуються для визначення точності моделі та її здатності генерувати знання на тестовому наборі. Також важливим моментом на цьому кроці є оцінка стійкості моделі до змін в даних та здатність уникнути перенавчання. Якщо модель показує добрі результати на тестових даних та здатна ефективно узагальнювати, це свідчить про її успішність. Після аналізу результатів може виникнути необхідність у корегуванні моделі на покращення або додаткових налаштуваннях для підвищення її ефективності.

Усі вищеописані кроки сприяють створенню більш точної та придатної до використання моделі для оцінки конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі. Такий підхід дозволяє інтегрувати методи полікритеріальної діагностики із здатністю згорткових нейронних мереж виявляти складні залежності та взаємодії між різними аспектами оцінки конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі. Тож розпочнемо з побудови архітектури CNN для обчислення та аналізу показників конкурентоспроможності торгівлі [21-25].

Для побудови та навчання згорткової нейронної мережі у форматі NumPy-масивів доцільно використати мову програмування Python та бібліотеку TensorFlow [26-28]. Для конкретного поділу даних на тренувальний, валідаційний та тестувальний набори використовується CSV-файл, в якому зберігаються дані із векторами ознак для кожного показника конкурентоспроможності. Зчитується цей файл та розділяються дані на вхідні вектори та відповіді ітерації. Далі використовується бібліотека для машинного навчання scikit-learn для розділення даних на тренувальний, валідаційний та тестовий набори:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_temp, y_train, y_temp = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)
X_val, X_test, y_val, y_test = train_test_split(X_temp, y_temp, test_size=0.5,
random_state=42)
```

Використання фреймворку глибокого навчання TensorFlow для побудови згорткової нейронної мережі:

```
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense
model = Sequential()
model.add(Conv1D(32, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(input_size, 1)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear'))
```

Процес компіляції та навчання моделі, використовуючи тренувальні дані, а потім тестування у форматі NumPy-масивів (рис.4):

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models

# Побудова згорткової нейронної мережі
model = models.Sequential()

# Додавання згорткового шару з 32 фільтрами та ядром розміром (3, 3)
model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(img

# Додавання шару підвищення роздільної здатності (MaxPooling)
model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))

# Додавання згорткового шару з 64 фільтрами та ядром розміром (3, 3)
model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))

# Додавання шару підвищення роздільної здатності (MaxPooling)
model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))

# Додавання згорткового шару з 128 фільтрами та ядром розміром (3, 3)
model.add(layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))

# Розгортання вихідного тензора в одномірний вектор
model.add(layers.Flatten())

# Додавання повністю з'єднаного шару з 128 нейронами та активацією ReLU
model.add(layers.Dense(128, activation='relu'))

# Вихідний шар з одним нейроном без активації для регресії
model.add(layers.Dense(1))

# Компіляція моделі з функцією втрат MSE та оптимізатором Adam
model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])

# Навчання моделі на тренувальних даних
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=epochs, batch_size=batch_s
```

Рис. 4 Фрагмент коду процесу компіляції та навчання моделі

Процес аналізу результатів навчання згорткової нейронної мережі на основі коефіцієнтів інтегральних ваг показників ефективності функціонування підприємства електронної торгівлі, динаміки частки ринку та ефективності сайту, за період 2020-2021рр наведено в таблиці 1.

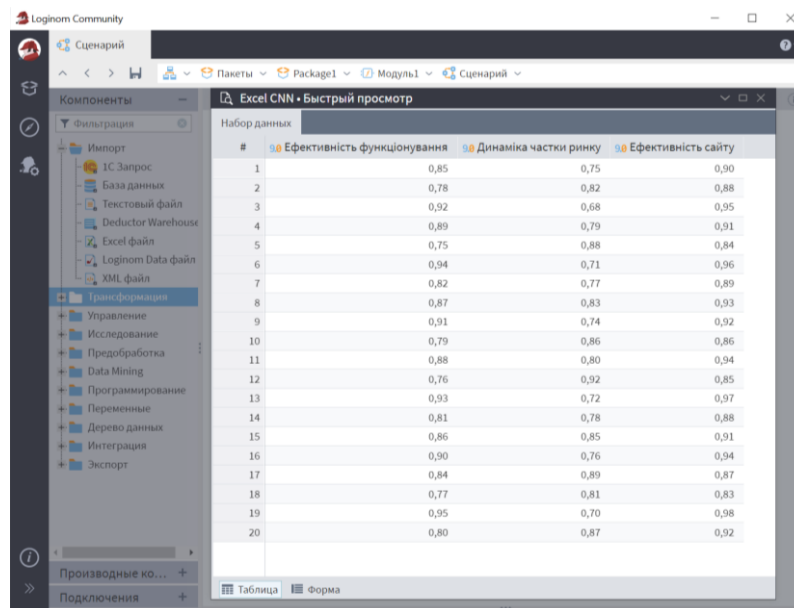
Таблиця 1

### Коефіцієнт інтегральних ваг показників ТОВ"ДОК-ГЛУШАК"

Ефективність функціонування	Динаміка частки ринку	Ефективність сайту
0,85	0,75	0,90
0,78	0,82	0,88
0,92	0,68	0,95
0,89	0,79	0,91

0,75	0,88	0,84
0,94	0,71	0,96
0,82	0,77	0,89
0,87	0,83	0,93
0,91	0,74	0,92
0,79	0,86	0,86
0,88	0,80	0,94
0,76	0,92	0,85
0,93	0,72	0,97
0,81	0,78	0,88
0,86	0,85	0,91
0,90	0,76	0,94
0,84	0,89	0,87
0,77	0,81	0,83
0,95	0,70	0,98
0,80	0,87	0,92

Для опрацювання початкових даних, наведених у таблиці 1, використано платформу Loginom Community, в якій створено таблицю, результати наведено на рис. 5.



#	Ефективність функціонування	Динаміка частки ринку	Ефективність сайту
1	0,85	0,75	0,90
2	0,78	0,82	0,88
3	0,92	0,68	0,95
4	0,89	0,79	0,91
5	0,75	0,88	0,84
6	0,94	0,71	0,96
7	0,82	0,77	0,89
8	0,87	0,83	0,93
9	0,91	0,74	0,92
10	0,79	0,86	0,86
11	0,88	0,80	0,94
12	0,76	0,92	0,85
13	0,93	0,72	0,97
14	0,81	0,78	0,88
15	0,86	0,85	0,91
16	0,90	0,76	0,94
17	0,84	0,89	0,87
18	0,77	0,81	0,83
19	0,95	0,70	0,98
20	0,80	0,87	0,92

Рис. 5. Побудова таблиці на основі даних ТОВ "ДОК-ГЛУШАК".

Відповідно, процес навчання CNN для передбачення інтегрального показника конкурентоспроможності на основі вищенаведених показників показників:

```

from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense
# Дані X_train, y_train, X_val, y_val
# Векторизація даних: кількість показників = 3 (згідно зі згаданими ефективністю, динамікою
та ефективністю сайту)
input_size = 3
model = Sequential()
model.add(Conv1D(32, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(input_size, 1)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
    
```



```

model.add(Flatten())
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear'))
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error', metrics=['mae'])
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_data=(X_val, y_val))
    
```

Для оцінки моделі застосовується наступний код, який навчить модель на тренувальному наборі і оцінить її на тестовому наборі:

```

# Дані X_test, y_test
test_loss, test_mae = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Test Loss: {test_loss}, Test MAE: {test_mae}')
    
```

Для аналізу результатів оцінки ефективності розробленої моделі та зрозуміння її поведінки використовуються наступні параметри оцінки: оцінка метрик продуктивності та графіки навчання.

Навчена модель за допомогою показників конкурентоспроможності та отримані результати, можна оцінити за допомогою оцінки метрик продуктивності. Дана оцінка використовує середньоквадратичну помилку (**MSE**) та середню абсолютну помилку (**MAE**). Для цього необхідно порівняти значення на тренувальному та тестовому наборах, якщо значення **MAE** або **MSE** низькі, то це свідчить про хорошу продуктивність моделі.

Середньоквадратичної помилки для одного спостереження (**MSE<sub>i</sub>**):

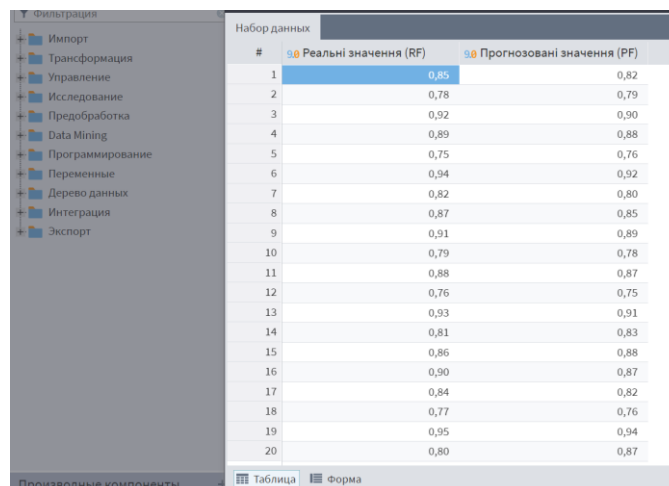
$$MSE_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RF_i - PF_i)^2, \quad (1)$$

де  $N$  – кількість спостережень,  $RF_i$  – реальне значення,  $PF_i$  – прогнозоване значення.

Середня абсолютна помилка для одного спостереження (**MAE<sub>i</sub>**):

$$MAE_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |RF_i - PF_i|. \quad (2)$$

Використавши конкретні дані по підприємству електронної торгівлі, маємо отримані реальні та прогнозовані значення коефіцієнтів ваг показника полікритеріальної діагностики конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі (рис. 6).



#	Реальні значення (RF)	Прогнозовані значення (PF)
1	0,85	0,82
2	0,78	0,79
3	0,92	0,90
4	0,89	0,88
5	0,75	0,76
6	0,94	0,92
7	0,82	0,80
8	0,87	0,85
9	0,91	0,89
10	0,79	0,78
11	0,88	0,87
12	0,76	0,75
13	0,93	0,91
14	0,81	0,83
15	0,86	0,88
16	0,90	0,87
17	0,84	0,82
18	0,77	0,76
19	0,95	0,94
20	0,80	0,87

Рис. 6. Реальні та прогнозовані значення коефіцієнтів ваг показника полікритеріальної діагностики конкурентоспроможності.

Провівши необхідну кількість розрахунків і відповідності із зазначеною кількістю спостережень, отримуємо  $MSE = 0,000545$  та  $MAE = 0,023$ . Значення  $MSE=0.000545$  дуже низьке і це вказує на те, що середньоквадратичне відхилення прогнозів моделі від реальних даних досить мале, що свідчить про високу точність моделі. Значення  $MAE$  також досить низьке (0.023). Це свідчить, що середнє абсолютне відхилення прогнозів моделі від реальних даних також мале, що підтверджує точність моделі.

Отже, на основі отриманих значень  $MSE$  та  $MAE$  можна припустити, що побудована модель згорткової нейронної мережі досить ефективно виконує завдання прогнозування показників конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.

## ВИСНОВКИ

Застосування CASE-технології ERwin дало можливість спроектувати інформаційну технологію оцінки конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі та показати рівні декомпозиції моделі в нотатках IDEF0 та IDEF3 та показати рівні деталізації. Такий підхід дозволяє ґрунтовно розуміти структури інформаційної технології та формує підґрунтя для аналізу показників полікритеріальної діагностики конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі.

Складовою інтелектуальної технології є згортка нейронна мережа, яка спрямована на надання підприємству сучасних інструментів ефективного управління та адаптації до змін у конкурентному середовищі, що дозволяє підтримувати та зміцнювати позицію підприємства на ринку електронної торгівлі. Такий підхід дозволяє створити більш точну та об'єктивну картину конкурентоспроможності підприємства електронної торгівлі, що робить оцінку більш гнучкою та реалістичною порівняно із традиційними методами.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. W. Huang, K. K. Lai, Y. Nakamori, S. Wang, and L. Yu, "Neural networks in finance and economics forecasting," *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 06, no. 01, pp. 113–140, 2007. <https://doi.org/10.1142/S021962200700237X>
2. C. J. Neely, D. E. Rapach, J. Tu, and G. Zhou, "Forecasting the Equity Risk Premium: The Role of Technical Indicators" *Management Science*, vol. 60, pp. 1772–1791, July 2014. <https://www.jstor.org/stable/42919633>
3. T. Zoumpikas, E. Houstis, and M. Vavalis, "Eth analysis and predictions utilizing deep learning," *Expert Systems with Applications*, vol. 162, p. 113866, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113866>
4. Ertz, M., & Boily, É. (2019). The rise of the digital economy: Thoughts on blockchain technology and cryptocurrencies for the collaborative economy. *International Journal of Innovation Studies*, 3(4), 84-93. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2019.12.002>
5. Zhang, P., Schmidt, D. C., White, J., & Dubey, A. (2019). Consensus mechanisms and information security technologies. *Advances in Computers*, 115, 181-209. [https://www.dre.vanderbilt.edu/~schmidt/PDF/CH0007\\_Deka\\_v8.pdf](https://www.dre.vanderbilt.edu/~schmidt/PDF/CH0007_Deka_v8.pdf)
6. Chen, W., Xu, H., Jia, L., & Gao, Y. (2021). Machine learning model for Bitcoin exchange rate prediction using economic and technology determinants. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 28-43. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.02.008>
7. Akhmetov, B. et al. (2022). A Model for Managing the Procedure of Continuous Mutual Financial Investment in Cybersecurity for the Case with Fuzzy Information. In: Karrupusamy, P., Balas, V.E., Shi, Y. (eds) *Sustainable Communication Networks and Application. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 93.. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-6605-6\\_40](https://doi.org/10.1007/978-981-16-6605-6_40)
8. Lakhno, V., Malyukov, V., Kasatkin, D., Vlasova, G., Kravchuk, P., Kosenko, S. (2020). Model for Choosing Rational Investment Strategies, with the Partner's Resource Data Being Uncertain. In: Silhavy, R., Silhavy, P., Prokopova, Z. (eds) *Software Engineering Perspectives in Intelligent Systems. CoMeSySo 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1295. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63319-6\\_29](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63319-6_29)



9. Akhmetov, Bakhytzhana, Berik Akhmetov, Valeriy Lakhno and Volodymyr Malyukov. "Adaptive model of mutual financial investment procedure control in cybersecurity systems of situational transport centers." *NEWS of National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan* (2019) DOI:10.32014/2019.2518-170X.82
10. Lakhno, V., Malyukov, V., Gerasymchuk, N., & Shtuler, I. (2017). Development of the decision making support system to control a procedure of financial investment. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6(3 (90)), 35–41. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.119259>
11. Akhmetov, B., Lakhno, V., Malyukov, V., Sarsimbayeva, S., Zhumadilova, M., Kartbayev, T. Decision support system about investments in smart city in conditions of incomplete information (2019) *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 10 (2), pp. 661-670. <http://iaeme.com/Home/issue/IJCIET?Volume=10&Issue=2>
12. M. Ali and S. Shatabda, "A Data Selection Methodology to Train Linear Regression Model to Predict Bitcoin Price," *2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology (ICAICT)*, Dhaka, Bangladesh, 2020, pp. 330-335, doi: 10.1109/ICAICT51780.2020.9333525.
13. T. Law & J. Shawe-Taylor (2017) Practical Bayesian support vector regression for financial time series prediction and market condition change detection, *Quantitative Finance*, 17:9, 1403-1416, DOI: 10.1080/14697688.2016.1267868
14. Alymova E. V., Kudryavtsev O. E. Neural networks usage for financial time series prediction. Abstracts of Talks Given at the 4th International Conference on Stochastic Methods // *Theory of Probability & Its Applications*, 2020, Vol. 65, № 1, pp. 122-123. DOI: 10.3390/e24050657
15. Tim Hill, Leorey Marquez, Marcus O'Connor, William Remus, Artificial neural network models for forecasting and decision making, *International Journal of Forecasting*, Volume 10, Issue 1, 1994, Pages 5-15, ISSN 0169-2070, [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(94\)90045-0](https://doi.org/10.1016/0169-2070(94)90045-0).
16. Alev Taskin Gumus, Ali Fuat Guneri, Selcan Keles, Supply chain network design using an integrated neuro-fuzzy and MILP approach: A comparative design study, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 10, 2009, Pages 12570-12577, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.034>.
17. Панкратов, Володимир Андрійович. "Стратегія розвитку соціально-економічних систем на основі методологій передбачення та когнітивного моделювання." (2017). Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук, Спеціальність 01.05.04 – Системний аналіз і теорія оптимальних рішень. Київ, 2017 р.
18. Bebeshko, B. (2022). Analysis of digital cryptocurrency market forecasting methods and models. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 2(18), 163–174. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2022.18.163174>
19. Morshedi, M. A., & Kashani, H. (2022). Assessment of vulnerability reduction policies: Integration of economic and cognitive models of decision-making. *Reliability Engineering & System Safety*, 217, 108057. <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.108057>
20. Bourgin, D. D., Peterson, J. C., Reichman, D., Russell, S. J., & Griffiths, T. L. (2019, May). Cognitive model priors for predicting human decisions. In International conference on machine learning (pp. 5133-5141). PMLR. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.09397>
21. Thomson, R., Lebière, C., Anderson, J. R., & Staszewski, J. J. (2015). A general instance-based learning framework for studying intuitive decision-making in a cognitive architecture.. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, 4(3), 180-190. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2014.06.002>.
22. Sun, R. (2006). Prolegomena to integrating cognitive modeling and social simulation. *Cognition and multi-agent interaction: from cognitive modeling to social simulation*, 3-26.
23. Busemeyer, J. R., & Diederich, A. (2010). Cognitive modeling. *Sage*.
24. Gilboa, I., Schmeidler, D. A cognitive model of individual well-being. *Soc Choice Welfare* 18, 269–288 (2001). <https://doi.org/10.1007/s003550100103>.
25. Song, G. Y., Cheon, Y., Lee, K., Lim, H., Chung, K. Y., & Rim, H. C. (2014). Multiple categorizations of products: cognitive modeling of customers through social media data mining. *Personal and ubiquitous computing*, 18, 1387-1403.
26. Margaritis, M., Stylios, C., & Groumpos, P. (2002). Fuzzy cognitive map software. In *10th international conference on software, telecommunications and computer networks SoftCom* (Vol. 2002, pp. 8-11).
27. Margaritis, M., Fidas, C., & Avouris, N. (2007). A framework to facilitate building of collaborative learning applications. *Advanced Technology for Learning*, 4(1), 24-29.
28. Yethiraj, N. G. (2012). Applying data mining techniques in the field of agriculture and allied sciences. *International Journal of Business Intelligents* ISSN, 2278-2400.

**Oleksandr Kharchenko**

Associate Professor at the Department of Software Engineering and Cybersecurity  
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine  
ORCID ID 0000-0002-9255-9287  
a.kharchenko@knute.edu.ua

**Valentyn Yaremych**

Postgraduate student of specialty 122 “Computer science”  
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine  
ORCID ID 0000-0001-9557-9577  
v.yaremych@knute.edu.ua

## MODELING OF INTELLECTUAL TECHNOLOGY FOR CALCULATING THE INTEGRAL INDICATOR OF COMPETITIVENESS OF AN E-COMMERCE ENTERPRISE

building information systems and implementing information technologies. Recently, artificial neural networks have been used to solve several data classification and clustering tasks, which allow achieving extraordinary accuracy. The availability of a large number of software and hardware tools for creating and training artificial neural networks, as well as the ability to use a large amount of data (including data from real enterprises) to train networks on it, allows you to quickly build effective models for solving various problems, including economic ones. In today's conditions, tracking and calculating the dynamics of the integral indicator of competitiveness of an e-commerce enterprise is one of the main indicators of the state of the enterprise in the economic space of the state. Accordingly, to calculate and model situations related to the calculation of the dynamics of the integral indicator of competitiveness of an e-commerce enterprise, it is worth applying neural network models for processing and analyzing a large amount of data. This approach allows optimizing enterprise management processes, increasing the personalization of service and ensuring effective interaction with customers, etc. The considered convolutional neural network has such special properties as self-organization, the ability to learn in the process of work, generalization, simulation of processes and phenomena, including nonlinear ones, formation of complex dependencies in the space of diagnostic events, efficiency of work with high-dimensional features, which determine the expediency of their use for solving forecasting problems, in particular, calculation and modeling of situations related to the calculation of the dynamics of the integral indicator of competitiveness of an e-commerce enterprise.

**Keywords:** integral indicator of competitiveness of a trade enterprise; intelligent information technology; decomposition of the information technology model; CASE-technologies; data preparation algorithm; convolutional neural network (CNN); quality metrics of information intelligent decision-making systems.

### REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. W. Huang, K. K. Lai, Y. Nakamori, S. Wang, and L. Yu, “Neural networks in finance and economics forecasting,” *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 06, no. 01, pp. 113–140, 2007. <https://doi.org/10.1142/S021962200700237X>
2. C. J. Neely, D. E. Rapach, J. Tu, and G. Zhou, “Forecasting the Equity Risk Premium: The Role of Technical Indicators” *Management Science*, vol. 60, pp. 1772–1791, July 2014. <https://www.jstor.org/stable/42919633>
3. T. Zoumpikas, E. Houstis, and M. Vavalis, “Eth analysis and predictions utilizing deep learning,” *Expert Systems with Applications*, vol. 162, p. 113866, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113866>
4. Ertz, M., & Boily, É. (2019). The rise of the digital economy: Thoughts on blockchain technology and cryptocurrencies for the collaborative economy. *International Journal of Innovation Studies*, 3(4), 84-93. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2019.12.002>





5. Zhang, P., Schmidt, D. C., White, J., & Dubey, A. (2019). Consensus mechanisms and information security technologies. *Advances in Computers*, 115, 181-209. [https://www.dre.vanderbilt.edu/~schmidt/PDF/CH0007\\_Deka\\_v8.pdf](https://www.dre.vanderbilt.edu/~schmidt/PDF/CH0007_Deka_v8.pdf)
6. Chen, W., Xu, H., Jia, L., & Gao, Y. (2021). Machine learning model for Bitcoin exchange rate prediction using economic and technology determinants. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 28-43. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.02.008>
7. Akhmetov, B. et al. (2022). A Model for Managing the Procedure of Continuous Mutual Financial Investment in Cybersecurity for the Case with Fuzzy Information. In: Karrupusamy, P., Balas, V.E., Shi, Y. (eds) *Sustainable Communication Networks and Application. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 93.. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-6605-6\\_40](https://doi.org/10.1007/978-981-16-6605-6_40)
8. Lakhno, V., Malyukov, V., Kasatkin, D., Vlasova, G., Kravchuk, P., Kosenko, S. (2020). Model for Choosing Rational Investment Strategies, with the Partner's Resource Data Being Uncertain. In: Silhavy, R., Silhavy, P., Prokopova, Z. (eds) *Software Engineering Perspectives in Intelligent Systems. CoMeSySo 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1295. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63319-6\\_29](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63319-6_29)
9. Akhmetov, Bakhytzhana, Berik Akhmetov, Valeriy Lakhno and Volodymyr Malyukov. "Adaptive model of mutual financial investment procedure control in cybersecurity systems of situational transport centers." *NEWS of National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan* (2019) DOI:10.32014/2019.2518-170X.82
10. Lakhno, V., Malyukov, V., Gerasymchuk, N., & Shtuler, I. (2017). Development of the decision making support system to control a procedure of financial investment. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6(3 (90)), 35–41. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.119259>
11. Akhmetov, B., Lakhno, V., Malyukov, V., Sarsimbayeva, S., Zhumadilova, M., Kartbayev, T. Decision support system about investments in smart city in conditions of incomplete information (2019) *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 10 (2), pp. 661-670. <http://iaeme.com/Home/issue/IJCIET?Volume=10&Issue=2>
12. M. Ali and S. Shatabda, "A Data Selection Methodology to Train Linear Regression Model to Predict Bitcoin Price," *2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology (ICAICT)*, Dhaka, Bangladesh, 2020, pp. 330-335, doi: 10.1109/ICAICT51780.2020.9333525.
13. T. Law & J. Shawe-Taylor (2017) Practical Bayesian support vector regression for financial time series prediction and market condition change detection, *Quantitative Finance*, 17:9, 1403-1416, DOI: 10.1080/14697688.2016.1267868
14. Alymova E. V., Kudryavtsev O. E. Neural networks usage for financial time series prediction. Abstracts of Talks Given at the 4th International Conference on Stochastic Methods // *Theory of Probability & Its Applications*, 2020, Vol. 65, № 1, pp. 122-123. DOI: 10.3390/e24050657
15. Tim Hill, Leorey Marquez, Marcus O'Connor, William Remus, Artificial neural network models for forecasting and decision making, *International Journal of Forecasting*, Volume 10, Issue 1, 1994, Pages 5-15, ISSN 0169-2070, [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(94\)90045-0](https://doi.org/10.1016/0169-2070(94)90045-0).
16. Alev Taskin Gumus, Ali Fuat Guneri, Selcan Keles, Supply chain network design using an integrated neuro-fuzzy and MILP approach: A comparative design study, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 10, 2009, Pages 12570-12577, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.034>.
17. Панкратов, Володимир Андрійович. "Стратегія розвитку соціально-економічних систем на основі методологій передбачення та когнітивного моделювання." (2017). Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук, Спеціальність 01.05.04 – Системний аналіз і теорія оптимальних рішень. Київ, 2017 р.
18. Bebeshko, B. (2022). Analysis of digital cryptocurrency market forecasting methods and models. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 2(18), 163–174. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2022.18.163174>
19. Morshedi, M. A., & Kashani, H. (2022). Assessment of vulnerability reduction policies: Integration of economic and cognitive models of decision-making. *Reliability Engineering & System Safety*, 217, 108057. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108057>
20. Bourgin, D. D., Peterson, J. C., Reichman, D., Russell, S. J., & Griffiths, T. L. (2019, May). Cognitive model priors for predicting human decisions. In International conference on machine learning (pp. 5133-5141). PMLR. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.09397>
21. Thomson, R., Lebière, C., Anderson, J. R., & Staszewski, J. J. (2015). A general instance-based learning framework for studying intuitive decision-making in a cognitive architecture.. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, 4(3), 180-190. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2014.06.002>



22. Sun, R. (2006). Prolegomena to integrating cognitive modeling and social simulation. *Cognition and multi-agent interaction: from cognitive modeling to social simulation*, 3-26.
23. Busemeyer, J. R., & Diederich, A. (2010). Cognitive modeling. *Sage*.
24. Gilboa, I., Schmeidler, D. A cognitive model of individual well-being. *Soc Choice Welfare* 18, 269–288 (2001). <https://doi.org/10.1007/s003550100103>.
25. Song, G. Y., Cheon, Y., Lee, K., Lim, H., Chung, K. Y., & Rim, H. C. (2014). Multiple categorizations of products: cognitive modeling of customers through social media data mining. *Personal and ubiquitous computing*, 18, 1387-1403.
26. Margaritis, M., Stylios, C., & Groumpos, P. (2002). Fuzzy cognitive map software. *In 10th international conference on software, telecommunications and computer networks SoftCom* (Vol. 2002, pp. 8-11).
27. Margaritis, M., Fidas, C., & Avouris, N. (2007). A framework to facilitate building of collaborative learning applications. *Advanced Technology for Learning*, 4(1), 24-29.
28. Yethiraj, N. G. (2012). Applying data mining techniques in the field of agriculture and allied sciences. *International Journal of Business Intelligents* ISSN, 2278-2400.