

Відгук
офіційного опонента
на дисертаційну роботу Романюка Олександра Сергійовича на тему:
«Нейромережеве прогнозування нестационарних послідовностей», що
представлена на здобуття наукового ступеня доктора філософії
за спеціальністю 122– Комп'ютерні науки,
галузь знань 12 – Інформаційні технології

1. Актуальність теми.

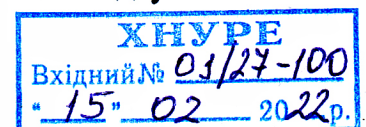
В даний час методи прогнозування представляють великий практичний інтерес і дозволяють вирішувати широкий спектр завдань у науці, техніці та економіці. Методи прогнозування служать для дослідження системних зв'язків та закономірностей функціонування та розвитку об'єктів та процесів з використанням сучасних методів обробки інформації та є важливим засобом в аналізі складних прикладних систем, у роботі з інформацією, у цілеспрямованому впливі людини на об'єкти дослідження з метою підвищення ефективності їхнього функціонування. Найбільш поширеною постановкою завдання прогнозування є завдання прогнозування часових рядів (ЧР), тобто функції, визначеної на осі часу. На сьогодні існує досить багато ефективних методів прогнозування, пов'язаних із потужним математичним апаратом. Незважаючи на наявність спектра методів та алгоритмів, багато проблем у задачах прогнозування ще далекі від свого вирішення. Однією з найважливіших у низці таких проблем є підвищення якості прогнозування характеристик систем, що описуються нестационарними рядами.

Слід відзначити, що в більшості практичних задач прогнозовані ЧР характеризуються високим рівнем нелінійності і нестационарності, зашумленістю, наявністю нерегулярних трендів, стрибків, аномальних викидів. У цих умовах жорсткі статистичні припущення про властивості ЧР часто обмежують можливості класичних методів прогнозування.

Альтернативою статистичним методам можуть служити методи обчислювального інтелекту, до числа яких, в першу чергу, слід віднести штучні нейронні мережі (ШНМ). Використання ШНМ потребує вирішення завдань вибору структури мережі та алгоритму її навчання. Ефективне вирішення цих питань забезпечує як підвищення точності та швидкості процесу прогнозування. У зв'язку з цим тема дисертаційної роботи, яка присвячена вдосконаленню нейромережевих методів прогнозування, безумовно, є актуальною.

2. Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки в рамках держбюджетної НДР «Нейро-фаззі системи для поточної кластеризації і класифікації послідовностей даних за умов їх викривленості відсутніми та



аномальними спостереженнями» (№ ДР 0113U000361), затвердженими Міністерством освіти і науки України.

3. Ступінь обґрунтованості, і достовірності наукових положень, висновків, сформульованих у дисертації.

Достовірність результатів дисертації забезпечується коректністю постановки задачі дослідження, використанням відомих методів обчислювального інтелекту для прогнозування, зокрема, штучних нейронних мереж, методи робастного оцінювання та методи теорії оптимізації дозволили синтезувати швидкодіючі процедури навчання мереж;; методи імітаційного моделювання дозволили підтвердити ефективність отриманих результатів.

Таким чином можна стверджувати, що вихідні положення дисертації є коректними, отримані результати та висновки аргументовані, достовірність отриманих результатів підтверджується перевіркою працездатності моделей на реальних процесах.

4. Новизна наукових положень і висновків.

В ході роботи сформульовано нові наукові положення і висновки, отримано ряд нових результатів, які мають суттєве значення, а саме:

1. Вперше запропоновано використання для навчання штучної нейронної мережі АДАЛІНИ в задачі оцінювання параметрів, які описуються марківською моделлю першого порядку, регуляризованих алгоритмів Качмажа та Нагумо-Ноди. Визначено умови збіжності та отримано неасимптотичні оцінки точності цих алгоритмів, що дозволяє встановити потенційно можливий виграш від їх використання.

2. Вперше запропоновано використання в задачах прогнозування комбінованого функціоналу, який складається з критерію четвертого ступеня і модульного, та градієнтну процедуру його мінімізації. Досліджено умови збіжності процедури в середньому і середньоквадратичному. Отримано аналітичні оцінки неасимптотичних та асимптотичних значень помилки оцінювання параметрів моделі та точності її ідентифікації, що забезпечило робастність оцінок шуканих параметрів мережі.

3. Отримав подальший розвиток нейромережевий метод прогнозування який, на відміну від існуючих використовує рекурентну форму 1-крокової проєкційної процедури навчання, що дозволило підвищити швидкість навчання штучної нейронної мережі.

4. Удосконалено метод вибору оптимальних значень параметрів процедур навчання, що дозволяє забезпечити максимальну швидкість збіжності процедур і їхню стійкість та попередньо оцінити досліднику можливості та ефективність процедур, які використовуються, під час вирішення практичних завдань.

5. Отримав подальший розвиток метод факторизації 1-крокових процедур навчання штучних нейронних мереж, що дозволило поліпшити їх обчислювальні властивості та підвищити стійкість.

5. Практична значимість і шляхи використання результатів полягає в тому, що розроблені програмні засоби, які реалізують запропоновані методи побудови і навчання ШНМ прямого поширення, та синтезовані в дисертації

структури ШНМ, їх моделі та процедури навчання можуть бути використані при розробці систем інтелектуального аналізу даних, систем інтелектуального управління об'єктами з безперервними технологічними процесами та прогнозування результатів їх роботи. Крім того, отримані результати можуть бути використані в навчальному процесі

6. Зміст, завершеність, стиль викладу, публікації, апробація

Дисертація складається зі вступу, 5 розділів, висновків списку використаних джерел з 140 найменувань та 6 додатків. Оформлення виконано у відповідності до вимог.

У **першому розділі** проаналізовано стан проблеми прогнозування та особливості використання для її рішення штучних нейронних мереж. Розглянуто прогнозування як синтез моделі. З аналізу стану проблем прогнозування видно, що за останні роки був представлений ряд методів та алгоритмів, застосовуваних для вирішення цієї задачі. Проведений порівняльний аналіз моделей прогнозування дозволив виявити їх переваги та недоліки.

Як показав аналіз існуючих методів прогнозування, одними з найбільш ефективних є нейромереві моделі і методи, основною перевагою яких є нелінійність, тобто здатність встановлювати нелінійні залежності між майбутніми та фактичними значеннями процесів. Розглянуто існуючі в даний час мережеві структури, які зазвичай використовують для прогнозування.

Один з найбільш важливих критеріїв оцінки роботи нейронної мережі в разі прогнозування - це його точність. Розглянуто різні критерії, а у зв'язку з тим, що на різних наборах даних виходять різні результати оцінок помилок прогнозування, розумним є використання певного набору метрик помилки.

При використанні ШНМ для прогнозування виникають задачі їх структурної і параметричної оптимізації, перша з яких відповідає вибору (завданню) структури мережі, а друга-її навчання. Розглянуто існуючі методи вирішення цих завдань.

У **другому розділі** розглянуто штучні нейронні мережі, що застосовуються для вирішення завдань ідентифікації, управління і прогнозування.

Розглянуто особливості статичних мереж, таких як багат шаровий персептрон, радіально-базисна, узагальнено-регресійна мережі, мережа АДАЛІНА, нейронна мережа СМАС, мережа локально - лінійних моделей та динамічних ШНМ.

В основі процедур навчання зазвичай лежать градієнтні алгоритми мінімізації. Розглянуто найбільш поширені на цей час алгоритми, зокрема РМНК та найбільш швидкодіючий серед однокрокових алгоритм Качмажа, відомий в теорії ШНМ як алгоритм Уїдроу-Хоффа.

Розглянуто задачу прогнозування за допомогою БШП та АДАЛІНИ та досліджено методи їх навчання. Значну увагу приділено прогнозуванню нестационарного процесу, параметри якого можна представити марківською моделлю першого порядку. Отримано умови збіжності у середньому та середньоквадратичному.

Запропоновано використання для навчання АДАЛПНИ в нестационарному випадку більш простого, ніж алгоритм Качмажа, регуляризованого алгоритму Нагумо-Ноди та вивчено його властивості.

У **третьому розділі** досліджуються методи робастного навчання ШНМ прямого поширення.

Розглянуто найбільш поширені комбіновані функціонали Хьюбера і Хемпела, які складаються з квадратичного, що забезпечує оптимальність оцінок для гаусівського розподілу, і модульного, що дозволяє отримати більш робастну до розподілів з важкими «хвостами» (викидами) оцінку. Однак ефективність одержуваних таким чином робастних оцінок істотно залежить від численних параметрів, що використовуються в даних критеріях, і які обираються на основі досвіду дослідника.

Іншим підходом до отримання робастних оцінок, позбавлених зазначеного недоліку, є використання комбінованих критеріїв, заснованого на поєднанні різних критеріїв. В роботі запропоновано використання критерію, що поєднує критерій четвертого ступеня та модульного. Вивчено питання збіжності процедури мінімізації даного критерію і показано, що вона збігається в середньому і середньоквадратичному, якщо параметр кроку задовольняє встановленим умовам

З метою підвищення швидкості оцінювання запропонована l -крокова проєкційна процедура навчання та розроблена її рекурентна форма.

У **четвертому розділі** досліджуються питання оптимізації процедур навчання ШНМ.

Для підвищення ефективності функціоналів, що застосовуються для отримання процедур навчання, запропоновано здійснювати оцінювання їх параметрів, зокрема параметра масштабу як в режимі off-line, так і в режимі on-line, причому останній є досить привабливим в обчислювальному аспекті, тому що оцінки визначаються за допомогою простих рекурентних формул і не використовують в явному вигляді даних минулих спостережень.

З метою оптимізації процедур навчання розглянуто питання вибору оптимальних параметрів цих процедур. У зв'язку з тим, що метою використання параметра регуляризації δ є підвищення обчислювальної стійкості процедур оцінювання, виникає проблема ефективного вибору цього параметра. Як показали результати досліджень, використання регуляризуючої добавки, покращуючи стійкість алгоритмів, призводить до деякого уповільнення процесу побудови моделі. Розглянуто існуючі підходи до вирішення даного питання і запропоновано процедуру налаштування параметра регуляризації для навчання АДАЛПНИ при оцінюванні параметрів марківської моделі по алгоритму Качмажа та алгоритму Нагумо-Ноди з метою поліпшення обчислювальних властивостей багатокрокових процедур навчання розроблені їх факторизовані форми, засновані на перетвореннях Холеського, Хаусхолдера і ортогоналізації Грамма-Шмідта. Проведений аналіз їх властивостей показав, що найбільш ефективним способом підвищення стійкості алгоритму навчання є застосування перетворення Хаусхолдера.

П'ятий розділ присвячений імітаційному моделюванню та вирішенню практичних задач прогнозування. Здійснено імітаційне моделювання нейромережових методів ідентифікації стаціонарних та нестаціонарних параметрів об'єкта в умовах різного роду завад.

Результати досліджень були використані при рішенні задачі прогнозування параметрів технологічних процесів відділення виробництва кальцинованої соди

В **додатках** наведено доказ збіжності градієнтної процедури мінімізації комбінованого функціоналу (навчання ШНМ), інформація про розвиток та особливості згорткових нейронних мереж, акти про впровадження результатів дисертаційної роботи, список публікацій здобувача.

Основні положення і наукові результати дисертації досить повно викладено у 18 наукових працях автора за темою дисертації, серед яких з них 6 статей у фахових періодичних виданнях України з технічних наук, 2 розділи у колективних монографіях, 1 стаття у інших виданнях, 9 тез доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій. В роботі зазначений особистий вклад автора у кожен публікацію. Робота відповідає принципам академічної доброчесності щодо відсутності в дисертації та публікаціях академічного плагіату, фабрикації та фальсифікації.

Дисертація відповідає сучасним вимогам до стилю і оформлення наукового тексту.

7. Зауваження по дисертаційній роботі

1. При постановці задач слід було б вказати, що прогнозування використовується для прогнозування технологічних процесів, а не для прогнозування економічних рядів.

2. При дослідженні властивостей процедур навчання в роботі припускається, що випадкові похибки утворюють «білий шум». А при вивченні процедур робастного навчання слід було б розглянути інші розподіли.

3. Слід було провести порівняльний аналіз розглянутих методів факторизації багатокрокових процедур.

4. Робота не є вільною від орфографічних та синтаксичних помилок.

8. Висновки по роботі

Наведені зауваження не знижують загального позитивного враження та оцінки роботи. Науковий рівень отриманих результатів є високим та відповідає пунктам 10-12 «Тимчасового порядку з присудження ступеня доктора філософії», затвердженого Постановою КМУ від 6 березня 2019 р. № 167 зі змінами.

Вважаю, що дисертаційна робота на здобуття ступеня доктора філософії на тему: «Нейромережеве прогнозування нестаціонарних послідовностей» являє собою завершене дослідження, у якому одержані нові науково обґрунтовані результати, які у сукупності є подальшим розвитком

комп'ютерних технологій, а її автор, Романюк Олександр Сергійович, заслуговує на присудження наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки, галузь знань 12 - Інформаційні технології.

Опонент:

завідувач кафедри програмних засобів

Національного університету

"Запорізька політехніка",

доктор технічних наук, професор



Сергій СУББОТИН

Підпис проф. С.О. Субботіна засвідчую.

