УДК 681.3.06

І.А. Терейковський

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

ОПТИМІЗАЦІЯ АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРИЗНАЧЕНОЇ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ КОМП'ЮТЕРНОЇ МЕРЕЖІ

Розроблено методику визначення оптимальної архітектури нейронної мережі, призначену для розв'язання задач діагностики стану комп'ютерної мережі на основі аналізу експлуатаційних параметрів.

Ключові слова: комп'ютерна мережа, діагностика, нейронна мережа, архітектура нейронної мережі

Постановка проблеми

За останні декілька років в розвитку комп'ютерних мереж виявляються дві важливі тенденції. Перша тенденція полягає у підвищенні значення комп'ютерних мереж для практично всіх сфер діяльності людського суспільства, а друга тенденція пов'язана із зростанням і ускладненням їх архітектури, програмно-апаратного забезпечення та сервісних функцій [2]. Разом вказані тенденції викликають посилення вимог до забезпечення надійності та ефективності функціонування комп'ютерних мереж. Одним із основних шляхів забезпечення вказаних вимог є вдосконалення існуючих методів діагностики технічного стану програмно-апаратного забезпечення в процесі експлуатації за рахунок впровадження сучасних математичних теорій, в тому числі і теорії штучних нейронних мереж (НМ), яка вже довела свою ефективність для розв'язання подібних задач [1;5]. Означені передумови визначають основну проблему даної статті – підвищення ефективності діагностики технічного стану компонентів комп'ютерних мереж за допомогою НМ.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Відповідно до висновків [1;3;5] одним із головних факторів, що визначають ефективність застосування НМ є відповідність її архітектури з умовами поставленої задачі. При цьому до основних характеристик архітектури НМ належать: кількість вхідних, схованих і вихідних нейронів, структура зв'язків між нейронами (топологія мережі), стабільність семантичних зв'язків між нейронами, правила розповсюдження сигналів в мережі, правила комбінування сигналів, що входять в нейрон, правила обчислення вихідного сигналу нейрона та правила навчання, що коректують зв'язки в мережі. Власне вид архітектури визначається правилами розповсюдження сигналу, правилами навчання, топологією мережі та стабільністю зв'язків. Відповідно до цих характеристик класифікують:

– НМ, з прямим розповсюдженням сигналу та рекурентні НМ;

– НМ, які навчаються "з вчителем", "з підкріпленням" та НМ, що "самонавчаються";

– НМ, навчання яких реалізується ітераційними методами та шляхом безпосередньої обробки даних;

– повнозв'язні та неповно'язні НМ. Серед неповнозв'язних виділяють одношарові, багатошарові та "з довільною структурою";

– зі стабільною топологією та з динамічною топологією.

На сьогодні відомо досить багато різноманітних архітектур, які відносяться до вказаних класів. Однак на практиці в основному використовуються багатошаровий перспетрон (БШП), мережа з радіальними базисними функціями (РБФ), ймовірнісні НМ типу PNN, топографічні карти Кохонена (ТК), мережі адаптивної резонансної теорії (АРТ) та асоціативні НМ (АНМ). Це можна пояснити апробованістю, наявністю детального математичного забезпечення, доведеною надійністю та ефективністю. Підтвердженням цього висновку є реалізація саме цих типів НМ в відомих програмних пакетах NeuroPro, Mathcad, Matlab, Deductor та Neurosolutions. Крім того, висновки [1, 5] дозволяють стверджувати, що більшість нових типів НМ призначених для розв'язання задач подібних до діагностування технічного стану створюються на базі однієї із класичних архітектур. Також в [3] проаналізовано перспективи використання НМ в таких задачах захисту інформації, як розпізнавання атак, розпізнавання вразливостей, балансування навантаження, резервування даних, класифікації електронних повідомлень, споріднених із задачею

діагностування стану комп'ютерної мережі. Доведено, що застосування НМ безпосередньо залежить від того наскільки її архітектура та параметри моделі оптимізовані відповідно до умов поставленої задачі. Запропоновано підхід до визначення оптимальної архітектури НМ на основі зіставлення її характеристик з умовами поставленої задачі. Обгрунтовано багатокритеріальність процесу визначення оптимальної архітектури. Однак, недостатня формалізованість та деталізація запропонованого оптимізаційного процесу зменшують важливість отриманих результатів та зумовлюють необхідність створення відповідної методики оптимізації.

Формулювання мети статті

Розробити методику визначення оптимальної архітектури нейронної мережі, призначеної для розв'язання задач діагностики стану комп'ютерної мережі на основі аналізу експлуатаційних параметрів.

Виклад основного матеріалу дослідження

В базовій постановці задачу вибору оптимальної архітектури НМ можна записати у вигляді:

$$e(a_i) \to \max,\ a_i \in A,\ i = 1,2,...,I, \qquad (1)$$

де e – критерій оптимізації; a_i – i-а архітектура НМ; A – множина допустимих архітектур; I – кількість допустимих архітектур.

З результатами проведеного аналізу множина допустимих архітектур повинна включати БШП, РБФ, PNN, ТК, АРТ та АНМ. Зазначимо, що наведені НМ мають відносно стабільну топологію, яка може не принципово та/або досить повільно змінюватись в процесі навчання. Наприклад, в процесі багатоітераційного навчання БШП методом "нейронний газ" в його структуру можуть додаватись нові сховані нейрони. Прикладами непринципової зміни топології можуть слугувати: РБФ, PNN та GRNN, в яких кількість схованих нейронів співвідноситься з кількістю навчальних прикладів. Також непринципово змінюється топологія АРТ архітектура якої передбачає можливість додати у процесі навчання в шар розпізнавання новий нейрон. При цьому стабільність топології не дозволяє побудувати мережу, в якій кількість вхідних параметрів та обсяг пам'яті можуть змінюватись в процесі функціонування, що звужує сферу їх застосування в задачах діагностики. Це вказує на необхідність застосування НМ з динамічною топологією, які менш досліджені та відомі, хоча і більш схожі зі своїм біологічним прототипом, що вказує на потенційно високі можливості. Кількість вхідних, вихідних та схованих нейронів, зв'язки між ними, а також кількість нейронних шарів таких мереж визначається безпосередньо в процесі їх навчання та функціонування. Прикладом НМ з динамічною структурою є створена для класифікації тексту семантична нейронна мережа (СНМ). Основною перевагою СНМ є можливість розпізнавання образів, що характеризуються необмеженою кількістю детермінованих параметрів [4]. Таким чином множина допустимих архітектур набуде вигляду:

$$A = \{\quad,\quad,\quad,\quad,\quad,\quad,\quad\}, \qquad (2)$$

З врахуванням (2) кількість можливих оптимальних рішень I=7.

Зазначимо, що базова постановка (1) не відповідає багатокритеріальному характеру задачі вибору оптимальної архітектури НМ. З метою виправлення цього недоліку у вираз (1) введемо множину оптимізаційних критеріїв. Відповідно до (1) модифікується так:

$$E(a_i) \to max,\ a_i \in A,\ i = 1,2,...,7\ , \qquad (3)$$

де E – множина критеріїв оптимізації.

Крім того:

$$E = \{E_k\}_K\ , \qquad (4)$$

де E_k – k-ий критерій оптимізації, K – кількість критеріїв оптимізації.

В основу розробки критеріїв оптимізації покладемо підхід [3] – ефективність застосування НМ залежить від того наскільки характеристики архітектури мережі відповідають характеристикам задач діагностики. При цьому з точки зору застосування НМ характеристики задач діагностики можливо розділити на категорії, що відповідають:

1. Навчальним даним;
2. Обмеженням процесу навчання;
3. Обчислювальним потужностям;
4. Вихідній інформації;
5. Технічній реалізації;
6. Сфері застосування.

Деталізуємо вказані категорії.

1. Основними характеристики навчальних даних є:

– обсяг параметрів, що характеризують навчальний приклад.

– вид параметрів, дискретний (символьний) чи безперервний (числовий).

– обсяг кількості навчальних прикладів.

– наявність помилок (шуму) в навчальних прикладах.

– наявність кореляції навчальних прикладів.

– можливість та необхідність попередньої обробки вхідних даних з метою їх нормалізації та видалення шуму.

– можливість відображення в навчальній

виборці всіх аспектів процесу, що моделюється. Наприклад, чи можливо відобразити в навчальній виборці сигнатури всіх типів аномальної поведінки;

– пропорційність навчальних прикладів, що відповідають різним аспектам процесу, що моделюється. Наприклад скільки навчальних прикладів відповідають аномальній поведінці типу А, а скільки прикладів – поведінці типу В.

2. Обмеження процесу навчання обумовлюються:

– максимальним терміном навчання;

– необхідністю представлення в навчальних даних очікуваного вихідного сигналу НМ. Таким чином визначається можливий тип навчання – з вчителем або без вчителя;

– можливістю автоматизації процесу навчання, яка визначається кількістю та важливістю емпіричних параметрів. Вказана можливість багато в чому визначає умови застосування НМ. Мережі в яких процес навчання неавтоматизовано можуть використовуватись тільки в лабораторних умовах;

– можливістю донавчання на експлуатації;

– вимогами до якості навчання, які зазвичай оцінюють за величиною максимальної та середньої помилки розпізнавання навчальних та тестових даних. При цьому тестові дані повинні незначно відрізнятись від навчальних;

– можливістю навчання НМ в лабораторних умовах. Наприклад, в лабораторних умовах потенційно можливо навчити НМ розпізнавати мережеві атаки певного типу. В той же час неможливо навчити НМ класифікувати електронні листи відповідно інтересам конкретного користувача. Доцільність навчання в лабораторних умовах пояснюється потребами оптимального механізму створення та оновлення бази знань НМ.

3. На практиці вимоги до обчислювальних потужностей визначаються максимальною кількістю прикладів (обсяг пам'яті), яку може запам'ятати мережа для досягнення необхідної достовірності прийняття рішення. В свою чергу достовірність прийняття рішення характеризується допустимими величинами максимальної та середньої помилки мережі на реальних даних, які в загальному випадку можуть виходити за межі множини навчальних даних. згідно виникає задача екстраполяції результатів навчання НМ за межі навчальних прикладів. Відзначимо, що обчислювальна потужність мережі залежить від її типу та алгоритму навчання. Ще однією вимогою може бути незмінність виходу мережі для різних прикладів з однаковими параметрами.

4. Вимоги до вихідної інформації НМ вказують на те, в якому вигляді має бути представлена ця інформація. Наприклад, для розпізнавання вірусів може виникнути необхідність не тільки визначення ситуації типу “несправність в програмному забезпеченні комп’ютерної мережі”, але й розрахунку ймовірності цієї ситуації або графічного відображення таких ситуацій на площину, яке дозволить провести остаточну класифікацію користувачеві. Ще однією вимогою може бути необхідність визначення вербальних залежностей між вхідною та вихідною інформацією.

5. Обмеження реалізації НМ стосуються швидкості прийняття рішення, інтеграції в існуючі засоби діагностики, обсягу програмної реалізації.

6. Сфера застосування визначає засоби діагностики в яких буде використовуватись НМ. На сьогодні достатньо дослідженим є використання НМ для розпізнавання образів, проведення оптимізації та для аналізу тексту. В перспективі доцільно застосувати НМ з метою реалізації паралельних розрахунків в комп'ютерних системах, що дозволить значно підвищити їх стійкість від перенавантаження. Крім того, сфера застосування визначається пристосованістю мережі до автономного функціонування.

Перелік критеріїв оптимізації які відповідають наведеним вимогам, зведені в табл. 1.

Таблиця 1

Критерії оптимізації

№	Категорія	Пояснення критерію
$E_{1,1}$	Навчальні дані	Обмеженість кількості вхідних параметрів
$E_{1,2}$		Обмеженість навчальної вибірки
$E_{1,3}$		Допустимість шуму
$E_{1,4}$		Допустимість кореляції
$E_{1,5}$		Необхідність відображення всіх аспектів процесу
$E_{1,6}$		Необхідність пропорційного представлення прикладів
$E_{2,1}$	Процес навчання	Короткий термін навчання
$E_{2,2}$		Необхідність представлення в навчальних прикладах очікуваного виходу
$E_{2,3}$		Автоматизація навчання
$E_{2,4}$		Можливість донавчання
$E_{2,5}$		Якість навчання
$E_{3,1}$	Обчислювальна потужність	Обсяг пам'яті
$E_{3,2}$		Екстраполяції результатів навчання
$E_{3,3}$		Незмінність результатів
$E_{4,1}$	Вихідна інформація	Можливість інтерпретація виходу у вигляді ймовірності
$E_{4,2}$		Можливість інтерпретації виходу у графічному вигляді
$E_{4,3}$		Можливість вербалізації
$E_{5,1}$	Технічна реалізація	Швидкості прийняття рішення
$E_{5,2}$		Обсяг програмної реалізації
$E_{6,1}$	Сфера застосування	Системи розпізнавання образів
$E_{6,2}$		Системи аналізу тексту
$E_{6,3}$		Системи управління
$E_{6,4}$		Пристосованість до автономного функціонування

Для розрахунку кожного із критеріїв слід визначити важливість відповідної умови для поставленої задачі. Якщо умова не важлива, то архітектур. критерій не розглядається. У протилежному випадку слід розрахувати величину критерію для кожної із

В табл. 2 наведено означені величини, виставлені в першому наближенні за дискретною трибальною шкалою.

Таблиця 2

Величини критеріїв оптимізації

№	Архітектура НМ						
	БШП	**РБФ**	**ТК**	**АРТ**	**СНМ**	**PNN**	**АНМ**
$E_{1,1}$	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
$E_{1,2}$	-1	-1	-1	0	1	-1	-1
$E_{1,3}$	1	0	1	-1	1	0	-1
$E_{1,4}$	1	1	1	1	1	1	-1
$E_{1,5}$	-1	1	1	-1	-1	1	0
$E_{1,6}$	1	-1	-1	-1	-1	-1	0
$E_{2,1}$	-1	0	1	1	0	1	1
$E_{2,2}$	1	1	-1	-1	-1	1	1
$E_{2,3}$	1	-1	0	1	1	1	0
$E_{2,4}$	0	1	1	1	1	1	0
$E_{2,5}$	1	0	0	1	1	1	1
$E_{3,1}$	1	-1	-1	-1	0	-1	0
$E_{3,2}$	1	-1	-1	-1	0	-1	1
$E_{3,3}$	1	1	0	1	1	1	0
$E_{4,1}$	0	0	-1	-1	-1	1	0
$E_{4,2}$	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
$E_{4,3}$	1	0	-1	-1	-1	0	-1
$E_{5,1}$	1	1	1	1	0	1	-1
$E_{5,2}$	-1	1	-1	0	-1	-1	0
$E_{6,1}$	1	1	1	1	0	1	1
$E_{6,2}$	-1	-1	1	0	1	0	-1
$E_{6,3}$	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
$E_{6,4}$	-1	-1	-1	1	1	-1	-1

Критерій E_i=1, якщо він повністю забезпечується в архітектурі, E_i=0 – якщо забезпечується частково і E_i=-1 – якщо не забезпечується. Величини оцінок розраховані в результаті порівняльного аналізу розглянутих типів НМ. З урахуванням трибальної числової оцінки вираз (3) модифікується так:

$$\sum_{k=1}^{K} E_k(a_i) \to max,\ a_i \in A,\ i = 1,2,...,7\,. \qquad (4)$$

Зазначимо, що для конкретної задачі діагностики величину кожного з критеріїв слід уточнити. Уточнення можна реалізувати, наприклад, методом експертних оцінок. Врахувати думку експертів можна, ввівши у вираз (4) відповідні вагові коефіцієнти. За рахунок цього постановка оптимізаційної задачі зміниться так

$$\sum_{k=1}^{K} \left(r_k \times E_k(a_i)\right) \to max,\ a_i \in A,\ i = 1,2,...,7\,, \qquad (5)$$

де r_k – ваговий коефіцієнт k-ого критерію оптимізації.

Використання виразу (5) даних табл. 1, 2 та методики розрахунку одиничних критеріїв оптимізації дозволяє сформувати методику визначення оптимальної архітектури НМ:

– використовуючи дані табл. 1, сформувати перелік критеріїв оптимізації значущих для поставленої задачі діагностики;

– використовуючи дані табл. 2 визначити величини кожного із значущих критеріїв для кожної із архітектур;

– методом експертних оцінок розрахувати вагові коефіцієнти для кожного із критеріїв. У першому наближенні можна прийняти, що всі вагові коефіцієнти дорівнюють 1.

Використовуючи вираз (5), розрахувати ефективність кожної із архітектур. Архітектура з максимальною ефективністю і буде оптимальною.

Висновки

Запропоновано підхід та розроблено багатокритеріальну методику визначення оптимальної архітектури нейронної мережі, призначеної для розв'язання задач діагностики комп'ютерної мережі.

Основні перспективи подальших досліджень у даному напрямку полягають у вдосконаленні методики з метою врахування оптимізаційних обмежень та використання перспективних типів архітектур НМ.

Список літератури

1. Ежов А. А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе / А. А. Ежов, С. А. Шумский. – М. : МИФИ, 1998. – 224 с.

2. Менаске Д. Производительность Web-служб. Анализ, оценка и планирование / Менаске Д., Виргилио А. ; пер. с англ. – СПб. : ДиаСофтЮп", 2003. – 480 с.

3. Терейковський І. Нейронні мережі в засобах захисту комп'ютерної інформації / І. Терейковський. – К. : ПоліграфКонсалтинг. – 2007. – 209 с.

4. Шуклін Д. Є. Моделі семантичних нейронних мереж та їх застосування в системах штучного інтелекту: 05.13.23.. // Дис. ...канд. техн. наук. – Харків, 2003. – 196 с.

5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. / Хайкин С. ; пер. с англ. Н. Н. Куссуль – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.

Стаття надійшла до редколегії: 14.06.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Цюцюра, Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ.