

Тарасов О. Ф.
Васильєва Л. В.
Грибков Е. П.
Мирошниченко Д. В.

ПРОГНОЗУВАННЯ НАПРУЖЕНО-ДЕФОРМОВАНОГО СТАНУ ЗАГОТОВКИ ДЛЯ НОВОГО МЕТОДУ ІНТЕНСИВНОЇ ПЛАСТИЧНОЇ ДЕФОРМАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ CAE-СИСТЕМИ ТА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Схема запропонованого процесу деформування дозволяє виконати інтенсифікацію зсувних деформацій в перерізі заготовки і за характером впливу на заготовку відповідає методам інтенсивної пластичної деформації. На відміну від інших методів реверсивного зсуву, в результаті кожної операції деформування отримується симетрична форма поперечного перерізу заготовки. Процеси такого типу простіше у реалізації, легше масштабуються, але вимагають вибору геометричної форми штампуну, щоб забезпечити необхідний розподіл накопиченого ступеня деформації в поперечному перетині заготовки.

Розроблений програмний комплекс для виконання прогнозу зміни значень напружено-деформованого стану в заданих точках заготовки на основі нейронної мережі, який базується на результатах моделювання в CAE-системі, і працює паралельно з нею. Виконано прогнозування за допомогою нейронної мережі процесу змінення напружено-деформованого стану заготовки в процесі розрахунку в CAE-системі. Перевірка відбувалась на значеннях еквівалентної деформації, яка була розрахована при змінній кількості точок в тілі заготовки від 1 до 5. Час підготовки даних, аналізу та прогнозування значень нейронної мережі не перевищував 60 с. Точність прогнозу значень еквівалентної деформації, який був отриманий в результаті розрахунків, змінювалась у межах 85–99 %. Також підтверджено залежність точності прогнозу від розміру тренувальної вибірки. Це дозволяє використовувати нейронну мережу для прогнозування, наприклад, небажаних тенденцій змінення напружено-деформованого стану заготовки в процесі розрахунку і вчасно припинити роботу CAE-системи для переходу до інших значень параметрів розрахунку. Таким чином комбіноване використання CAE-системи та нейронної мережі може суттєво зменшити час вибору оптимальних значень параметрів геометрії штампуну за рахунок прогнозування напружено-деформованого стану в заданих точках заготовки.

Ключові слова: інтенсивна пластична деформація, CAE, Abaqus, метод скінченних елементів, штучна нейронна мережа, згорткова нейронна мережа, часовий ряд, прогнозування.

Методи інтенсивної пластичної деформації (ІПД) добре зарекомендували себе для підвищення механічних характеристик матеріалів [1]. Вони активно розвиваються для деформації різних матеріалів, при цьому ключовими особливостями процесів є деформування в умовах плоского деформованого стану та отримання, як правило, такої форми заготовки, яка збігається з вихідною. Це дозволяє виконувати деформування кілька разів і досягати необхідного рівня накопиченої пластичної деформації зсуву. Автори розробили ряд схем ІПД під загальною назвою реверсивного зсуву, в якому деформацію заготовок здійснюють клиновим інструментом [2]. Недоліками відомих способів багаторазової реверсивної ІПД заготовок є формування поперечного перерізу у вигляді паралелограма, ця форма не є симетричною, що призводить до суттєвої нерівномірності розподілу деформації за перерізом заготовки і вимагає в наступному додаткової операції формування перерізу симетричної форми.

Для зниження трудомісткості фізичного експерименту зазвичай застосовують моделювання методом скінченних елементів (МСЕ) [3]. Удосконалення та розвиток методів математичного моделювання призводить до розширення області їх успішного використання. Використання систем комп'ютерного інжинірингу (CAE) у багатьох випадках замінило фізичні методи досліджень за рахунок використання МСЕ. Завдяки методам паралельних обчислень і численним розрахунковим моделям можна детально дослідити вплив різних технологічних умов на вихідний результат обробки заготовки [4].

Дослідниками були випробувані варіанти програмних комплексів (ПК) на базі інтеграції з CAD/CAE/CAM-системами для вирішення спеціалізованих інженерних задач [5 – 8] ав-

томатизації однотипних процедур, що повторюються при вирішенні задач, в тому числі процесу підготовки даних [9–10] та виконання аналізу та оптимізації вбудованих процесів [11–13].

Виконання аналізу процесу деформації у САЕ-системі характеризується високою точністю отримуваних результатів на основі розрахунку впливу великої кількості параметрів на заготовку. Використання класичних методів розрахунку потребує виконання великої кількості обчислень, тому при використанні даного виду програмного забезпечення висуваються вимоги в першу чергу до таких складових апаратної частини як швидкість виконання елементарних операцій (вимоги до процесора) та швидкість передачі даних для нього (швидкість роботи оперативної пам'яті). В залежності від характеристик цих компонентів може варіюватись час виконання розрахунку області аналізу.

Розрахунки з використанням МСЕ, особливо при виконанні оптимізаційних процедур, потребують суттєвих витрат часу на отримання необхідного рішення, тому в даному дослідженні вирішується проблема прогнозування зміни значень параметрів заготовки в процесі пластичної деформації за допомогою штучних нейронних мереж (НМ) на основі моделі, створеної для використання САЕ-системи.

Мета даної роботи полягає у підвищенні ефективності обчислювального процесу моделювання обробки заготовки методами пластичної деформації за допомогою використання методів машинного навчання для прогнозування зміни стану заготовки і зниження часу аналізу порівняно з виконанням повного розрахунку в САЕ-системі, а також у реалізації виявлення залежностей зміни параметрів напружено-деформованого стану (НДС), розподілених у часі.

Запропонована схема деформування для накопичення необхідного ступеня деформації з асиметричним розташуванням заготовки в штампі наведена на рис. 1 [14]. Процеси такого типу простіше у реалізації, легше масштабуються, але вимагають вибору геометричної форми штампку, щоб забезпечити необхідний розподіл накопиченого ступеня деформації в поперечному перерізі заготовки.

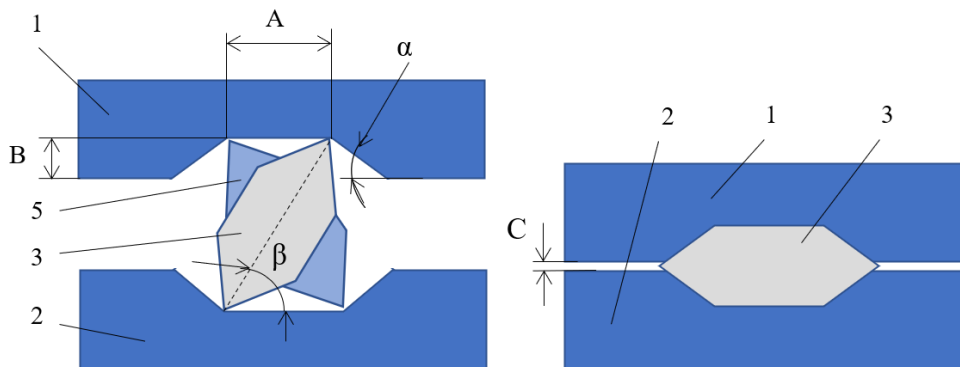


Рис. 1. Схема деформування для накопичення необхідного ступеня деформації з отриманням симетричної форми поперечного перерізу

Розміри A , B , C і кути, що характеризують штамп і поперечний переріз заготовки, достатні для однозначного визначення її форми та впливу на розподіл накопиченого ступеня деформації у перерізі заготовки. Співвідношення розмірів повинні забезпечувати деформування без провороту заготовки в штампі. Зокрема кут β визначається відповідно до формули

$$\beta = \arcsin \left((2B + C) \cdot \frac{\operatorname{tg}(\alpha)}{A \cdot \operatorname{tg}(\alpha) + 2B} \right),$$

де α – кут нахилених деформуючих поверхонь до горизонтальної осі; B – глибина порожнин верхньої і нижньої частин штампку у поперечному перерізі; A – ширина горизонтальної площадки в порожнинах у поперечному перерізі штампку; C – зазор між половинами штампку в нижньому положенні верхньої частини.

Для перерозподілу накопиченого ступеня деформації кути повороту заготовки змінюють таким чином, що гострі кути заготовки контактують з різними протилежними відносно вертикальної осі тупими кутами частин штампу. При цьому заготовку повертають відповідно за і проти часової стрілки на кожній наступній операції деформування.

В якості оптимізації процесу виконання інженерних розрахунків розглядалися альтернативні методи знаходження значення параметру в конкретній точці часу обробки заготовки. Так як об'єктом аналізу є розподілений у часі процес деформування заготовки та спостереження за параметрами, що характеризують її стан, можна подати зміни цих параметрів у вигляді часового ряду.

В якості альтернативного класичному вирішенню задачі розрахунку було використане прогнозування наступних елементів часового ряду за допомогою методів машинного навчання. Використання даного підходу дозволить замінити виконання великої кількості довготривалих повноцінних розрахунків «інтуїтивним» способом аналізу невеликого обсягу даних, спираючись на початкові тенденції зміни параметрів, що відслідковуються при аналізі.

Спроектвана НМ повинна суміщати у собі два етапи виконання. Першим чином аналізувався тренувальний часовий ряд (x_t, y_t) , з кроком:

$$Y(t) = \frac{1}{n},$$

де x_t – вектор вхідних значень, y_t – часовий ряд, n – кількість зафіксованих значень в одиницю часу.

На основі цього аналізу НМ оцінювалися залежності зміни параметрів системи з часом. На другому етапі побудована мережа використовувалася для безпосереднього отримання прогнозу та перевірки точності передбачення.

В той же час з метою оптимізації процесу виконання аналізу даних розрахунку у САЕ-системі даний програмний модуль може суміщати вказані етапи до єдиного алгоритму виконання – навчає мережу на існуючих даних та переходить до прогнозування заданої кількості кроків. Одразу слід зазначити, що чим більший проміжок потрібно передбачити, тим більшої кількості вхідних кроків потребує мережа для збереження точності результату.

В програмному продукті використано наступну структуру мережі: спочатку до вхідних вузлів застосовується лямбда-функція, що виконує виділення часового ряду на ширину згортки для співставлення розмірів послідовності, що обробляється зі згорткою-фільтром.

Наступним шаром НМ виступає згортка часового ряду визначеної ширини для підсилення тенденцій змін параметрів заготовки на даному проміжку часу. Ширина згортки впливає на розміри проміжку, за значеннями якого виконується прогноз – даний параметр можна використовувати для підлаштування моделі НМ у випадку виникнення неточностей при стандартному значенні у 3 одиниці.

В якості функції активації нейронів у шарі згортки використовується функція ReLU [13]:

$$f(x) = \log(1 + \exp x).$$

Після згортки дані переходять до прихованого шару мережі, у якому формується набір коефіцієнтів залежностей зміни значення функції від часу. В ході аналізу кожного нового проміжку дані коефіцієнти модифікуються, підлаштовуючись під нові умови зміни параметрів заготовки.

НМ приймає набір значень параметрів заготовки на кожному окремому кроці у якості області значень функції (y_t), а значення ітератора часового ряду (у випадку даного дослідження аналізуються значення долей секунди) – у якості області визначення (x_t).

Розгляд векторних часових рядів у даному програмному модулі виконується у вигляді прогнозування кожного складового елемента окремо, зберігаючи при цьому вивчені нейронною мережею тенденції їх зміни в узагальненому вигляді.

Точність навченої мережі оцінюється за допомогою знаходження суми квадратів відхилень отриманого нейромережею значення параметру від відомого тестового у точці:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2.$$

Окрім того, реалізовано можливість передчасного завершення навчання моделі при досягненні точки екстремуму для втрат. Це зроблено з метою уникнення перенасичення моделі даними та посиленого впливу окремих частин ряду, що може призвести до втрати точності прогнозу.

Програмний модуль для прогнозування виконано як бібліотеку, тому для його виконання необхідна наявність у програмному середовищі актуальної версії інтерпретатора Python та бібліотек, функції яких застосовуються у процесі підготовки даних та безпосередньо процесу прогнозування.

Цикл роботи розроблюваного ПК передбачає тісну взаємодію із САЕ-системою Abaqus, яка використовується як основне джерело даних. Для їх підготовки та передачі реалізовано можливість інтеграції HC до скрипту виконання аналізу за допомогою підключення її в якості додаткової бібліотеки, вибору параметрів для аналізу та виклику функції тренування моделі.

Процес інтеграції програмного модуля повинен відбуватись до аналізу невеликої частини процесу обробки заготовки для отримання навчальних та тестових даних за якими буде відбуватись навчання моделі НМ та побудова прогнозу подальшої зміни виділених користувачем параметрів системи.

Також можливе створення моделі на основі раніше збережених результатів аналізу, поданих у вигляді таблиці Excel із розподілом відслідковуваних параметрів по стовпцям, а їх значень у часових проміжках – по рядках.

Отже, для перевірки розробленого ПК на швидкість роботи і точність прогнозованих результатів необхідно виконати частковий аналіз змодельованого процесу обробки заготовки із зазначенням відповідних властивостей матеріалу та форми впливу. Після чого можна виконати запит на отримання даних аналізу та виконати на їх основі прогнозування подальшого стану заготовки.

В ході експериментальних перевірок, з метою вивчення точності отриманої моделі, використовуємо прогноз проміжку з уже розрахованими даними та визначимо похибку отриманого результату.

Для представлення фізичної моделі ПК на базовому рівні формуються діаграми компонентів та розгортання. Для формування набору даних необхідно забезпечити шляхи імпорту даних, що уже зберігаються на комп'ютері користувача, тобто зчитування з файлу та реалізувати можливість прямого імпорту результуючих даних після завершення розрахунку САЕ системою, також необхідно ці дані сформувані до відповідних вибірок для навчання, перевірки правильності отриманої моделі та власне для виконання прогнозу – для виконання цих процесів потрібно створити блок підготовки даних, щоб подати необхідні дані для роботи алгоритму та унеможливити виникнення проблем через неправильний формат оброблюваних даних.

Для створення/завантаження моделі НМ, налаштування структури та параметрів шарів, тренування, збереження її виділяють всі необхідні функції до блоку керування моделлю, що буде використовувати сформовані Блоком підготовки даних вибірки та виконувати прогноз значення функції.

Весь необхідний функціонал щодо аналізу запиту користувача та управління поведінкою програми відповідно до нього, управління блоками підготовки даних та моделі НМ об'єднаний у Блоці управління додатком. В кінцевому результаті отримали систему, що забезпечує виконання поставлених користувачем задач, базуючись на даних, отриманих із файлу, що був сформований САЕ-системою (рис. 2).

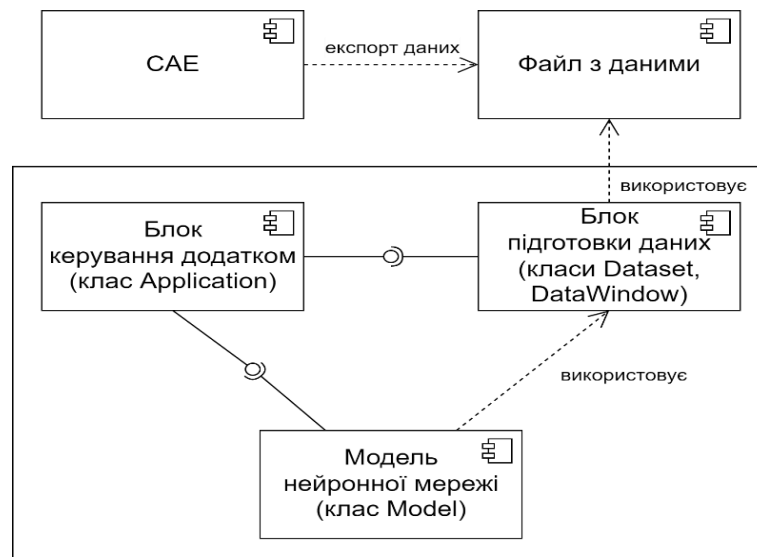


Рис. 2. Діаграма компонентів розроблюваної системи для прогнозування НДС заготовок з комбінованим використанням НМ та САЕ-системи

Структура зв'язку модулів ПК (рис. 3) наступна: користувач взаємодіє з програмним продуктом, задаючи параметри роботи через інтерфейс командного рядка (CLI-інтерфейс). Команди потрапляють до управляючого класу та налаштовують роботу системи за вказаними параметрами – імпортується підготовлена або створюється нова модель аналізатора відповідно до потреб користувача, завантажується вказаний набір даних, формуються та нормалізуються вибірки даних, за допомогою яких буде будуватися математична модель. При цьому користувач приймає безпосередню участь у формуванні цих даних, формуючи датасет за допомогою САЕ-системи.

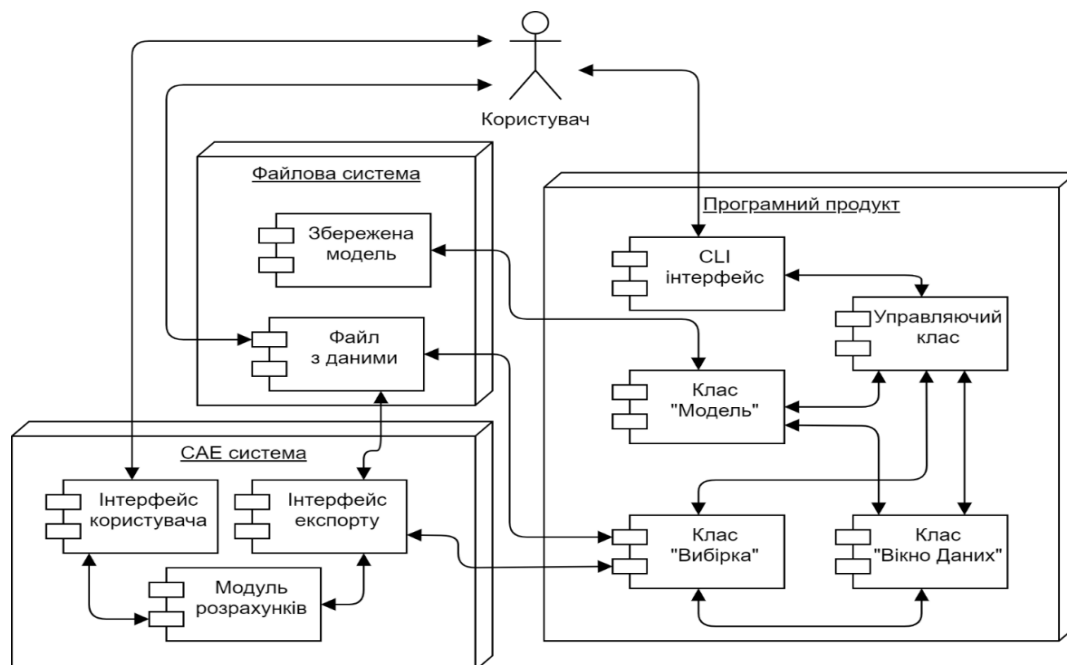


Рис. 3. Діаграма розгортання ПК з використанням НМ для прогнозування значень параметрів НДС заготовок у системах автоматизованого проектування

Для перевірки дії програмного модуля перш за все необхідно сформувати датасет для роботи. В якості тестових даних був використаний двовимірний розрахунок деформування

шестикутної заготовки (рис. 4) еквівалентної пластичної деформації з алюмінієвого сплаву при температурі 300 °С з використанням запропонованої авторами схеми деформування [14].

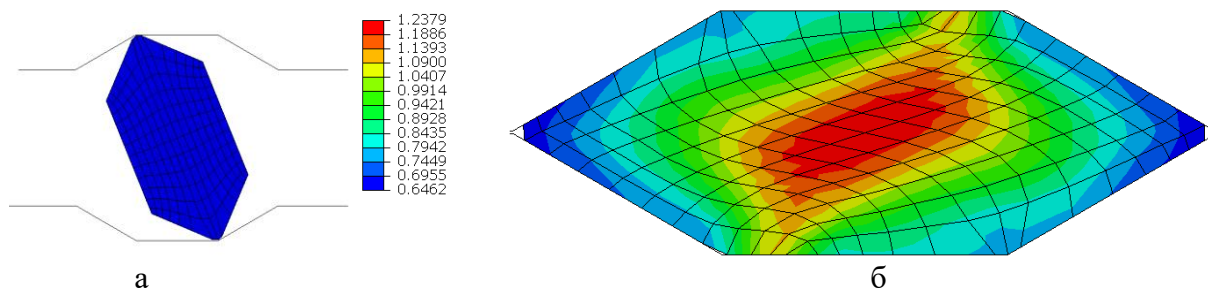


Рис. 4. Результат розрахунку еквівалентної пластичної деформації в САЕ-системі Abaqus: заготовка в початковому (а) та деформованому (б) стані

Час протікання процесу деформування було розділено на 100 інтервалів для відслідковування зміни значень пластичної деформації та інших в заданих точках перерізу заготовки. Параметри НДС записувалися в файл для формування датасету навчання НМ.

В результаті виконання розрахунку отримували деформовану поковку у вигляді шестикутника та виконували запит параметрів по п'яти точках: значення НДС для чотирьох точок на поверхні заготовки та положення верхнього пуансону. Далі виконували експорт отриманих даних до таблиці Excel, з якої в ПК виділяли набір даних часового ряду, проводили навчання моделі та виконували прогноз подальшого змінення накопиченого ступеня деформації в заданих точках перерізу заготовки.

Налаштування роботи ПК організовано за допомогою параметрів запуску. Для розрахунку було використано 400 епох для 100 кроків у 4 точках, розмір вікна даних у 15 кроків, дальність передбачення – 5 кроків. Для спостереження за правильністю роботи нейромережі було виконано прогноз у рамках відомих значень параметрів НДС, результати (розподіл зміни значення еквівалентної деформації від переміщення пуансону) подано у вигляді графіку (рис. 5).

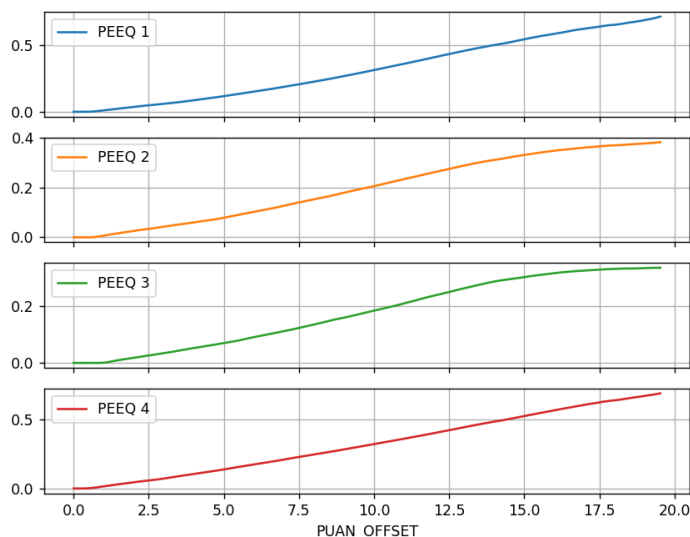


Рис. 5. Розподіл зміни значення еквівалентної деформації від переміщення пуансону

Графічне відображення розбіжності прогнозованих нейромережею значень із фактичними продемонстроване на рис. 6. Час виконання підготовки даних, навчання моделі та формування прогнозу склав 59 секунд. При цьому суттєве зниження похибки результату спостерігається вже після 80 епох навчання.

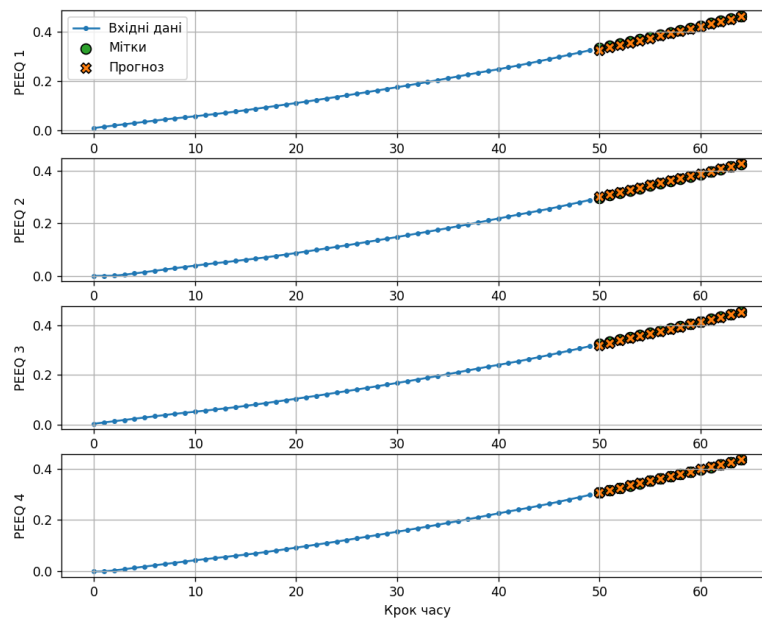


Рис. 6. Прогнозовані значення еквівалентної деформації у вибраних точках (PEEQ1...4) порівняно з результатами розрахунків в САЕ-системі

ВИСНОВКИ

1. Запропонований спосіб деформування заготовок в умовах плоского деформованого стану дозволяє виконати інтенсифікацію зсувних деформацій в перерізі заготовки. Схема процесу за характером впливу на заготовку відповідає методам ПД.

2. Аналіз процесу деформування показав, що на відміну від інших методів реверсивного зсуву, в результаті кожної операції деформування отримується симетрична форма поперечного перерізу заготовки. Це дозволяє простіше отримати кінцеву форму поковки. Розроблена параметрична модель зв'язку розмірів перерізу, яка забезпечує можливість автоматизованого вибору його геометрії для заданого розподілу накопиченого ступеня деформації в процесі моделювання в САЕ-системі.

3. На основі моделювання процесу в САЕ-системі встановлені геометричні обмеження для параметрів штампу, які запобігають провороту заготовки в штампі при деформуванні.

4. Розроблений програмний комплекс для виконання прогнозу зміни значень НДС в заданих точках заготовки на основі штучної нейронної мережі, який базується на результатах моделювання в САЕ-системі, і працює паралельно з нею. Точність прогнозу еквівалентної деформації, отриманого в результаті експерименту, змінювалась у межах 85–99 %. Час виконання підготовки даних, аналізу та прогнозування значень нейронною мережею не перевищував 60 с при 1000 епохах навчання нейронної мережі. При цьому придатний для використання результат спостерігається уже при 200 епохах при часі навчання близько 20 с.

5. В результаті моделювання встановлено, що цикл обробки інформації та формування прогнозу є значно меншим, ніж час проведення повного аналізу НДС в САЕ-системі. Це дозволяє використовувати програмний комплекс разом з САЕ-системою для прискорення перевірки великої кількості варіантів процесу обробки тиском при його оптимізації.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Edalati K., Bachmaier A., Beloshenko V.A., Beygelzimer Y., et al. Nanomaterials by severe plastic deformation: Review of historical developments and recent advances. *Materials Research Letters*. 2022. 10(4), pp. 163-256. <https://doi.org/10.1080/21663831.2022.2029779>
2. Tarasov A.F., Altukhov A.V, Gribkov E.P., Abdulov A.R. Development and FEM modeling of a new severe plastic deformation process according to the reverse shear scheme. *Modelling and Simulation in Engineering*. vol. 2019. Article ID 8563830. 10 pages. 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/8563830>

3. Frodal B.H., Christiansen E., Myhr O.R., Hopperstad O.S. The role of quench rate on the plastic flow and fracture of three aluminium alloys with different grain structure and texture. *International Journal of Engineering Science*. 2020. 150. 103257. <https://doi.org/10.1016/j.ijengsci.2020.103257>
4. Dou K., Lordan E., Zhang Y.J., Jacot A., Fan Z.Y. A complete computer aided engineering (CAE) modelling and optimization of high pressure die casting (HPDC) process. *Journal of Manufacturing Processes*. 2020. 60, pp. 435–446. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.10.062>
5. Zou X., Yan S., Reza Ilkhani M., Brown L., Jones A., Hamadi M. An Abaqus plugin for efficient damage initiation hotspot identification in large-scale composite structures with repeated features, *Advances in Engineering Software*. 2021. 153. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2020.102964>.
6. Ning An, Guangyu Yang, Kun Yang, Jian Wang, Meie Li, Jinxiong Zhou. Implementation of Abaqus user subroutines and plugin for thermal analysis of powder-bed electron-beam-melting additive manufacturing process, *Materials Today Communications*. 2021. 27. <https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2021.102307>
7. Youngbin Lim, Sangyul Ha, Ruf Gen. A plug-in for rough surface generation in Abaqus/CAE. *SoftwareX*. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.softx.2023.101380>
8. Nesládek M., Španiel M. An Abaqus plugin for fatigue predictions. *Advances in Engineering Software*, 2017. 103, pp. 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.10.008>
9. Riano L., Joliff Y. An Abaqus™ plug-in for the geometry generation of Representative Volume Elements with randomly distributed fibers and interphases, *Composite Structures*. 2019. 209, pp. 644–651. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2018.10.096>.
10. Тарасов О.Ф., Алтухов О.В., Сагайда П.І., Васильєва Л.В., Аносов В.Л. Автоматизоване проектування і виготовлення виробів із застосуванням CAD/CAM/CAE-систем : монографія. Краматорськ : ЦТPI «Друкарський дім». 2017. .239 с. ISBN 978-966-379-772-4.
11. Hu Wang, Yang Zeng, Enying Li, Guangxin Huang, Guoqiang Gao, Guangyao Li. “Seen Is Solution” a CAD/CAE integrated parallel reanalysis design system. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2016. Vol. 299, pp. 187–214. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2015.10.022>.
12. Peng L., Liu L., Long T., et al. An efficient truss structure optimization framework based on CAD/CAE integration and sequential radial basis function metamodel. *Struct Multidisc Optim*. 2014. 50, pp. 329–346. <https://doi.org/10.1007/s00158-014-1050-x>
13. Liu D.A. Practical Guide to ReLU. 2017. URL: <https://medium.com/tiny-mind/a-practical-guide-to-relu-b83ca804f1f7>
14. Пат. 153484 Україна, В22 F3/03. Спосіб багаторазової реверсивної інтенсивної пластичної деформації заготовок. Тарасов О.Ф., Грибков Е.П., Васильєва Л.В., Алтухов О.В., Павленко Д.В. № u202300056; заявл. 05.01.2023; опубл. 12.07.2023. Бюл. № 28.

REFERENCES

1. Edalati K., Bachmaier A., Beloshenko V. A., Beygelzimer Y., et al. Nanomaterials by severe plastic deformation: Review of historical developments and recent advances. *Materials Research Letters*. 2022. 10(4), pp. 163–256. <https://doi.org/10.1080/21663831.2022.2029779>
2. Tarasov A.F., Altukhov A.V, Gribkov E.P., Abdulov A.R. Development and FEM modeling of a new severe plastic deformation process according to the reverse shear scheme. *Modelling and Simulation in Engineering*. vol. 2019. Article ID 8563830. 10 pages. 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/8563830>
3. Frodal. B.H., Christiansen E., Myhr O.R., Hopperstad O.S. The role of quench rate on the plastic flow and fracture of three aluminium alloys with different grain structure and texture. *International Journal of Engineering Science*. 2020. 150. 103257. <https://doi.org/10.1016/j.ijengsci.2020.103257>
4. Dou K., Lordan E., Zhang Y.J., Jacot A., Fan Z.Y. A complete computer aided engineering (CAE) modelling and optimization of high pressure die casting (HPDC) process. *Journal of Manufacturing Processes*. 2020. 60, pp. 435–446. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.10.062>
5. Zou X., Yan S., Reza Ilkhani M., Brown L., Jones A., Hamadi M. An Abaqus plugin for efficient damage initiation hotspot identification in large-scale composite structures with repeated features, *Advances in Engineering Software*. 2021. 153. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2020.102964>.
6. Ning An, Guangyu Yang, Kun Yang, Jian Wang, Meie Li, Jinxiong Zhou, Implementation of Abaqus user subroutines and plugin for thermal analysis of powder-bed electron-beam-melting additive manufacturing process, *Materials Today Communications*. 2021. 27. <https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2021.102307>
7. Youngbin Lim, Sangyul Ha, RufGen: A plug-in for rough surface generation in Abaqus/CAE. *SoftwareX*. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.softx.2023.101380>
8. Nesládek M., Španiel M. An Abaqus plugin for fatigue predictions, *Advances in Engineering Software*, 2017. 103, pp. 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.10.008>
9. Riano L., Joliff Y., An Abaqus™ plug-in for the geometry generation of Representative Volume Elements with randomly distributed fibers and interphases, *Composite Structures*. 2019. 209, pp. 644–651. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2018.10.096>.
10. Tarasov O.F., Altukhov O.V., Sagaida P.I., Vasylieva L.V. Automated design and manufacture of products using CAD/CAM/CAE systems: monograph. Kramatorsk: Printing House. 2017. 239 p. ISBN 978-966-379-772-4. (in Ukrainian).

11. Hu Wang, Yang Zeng, Enying Li, Guangxin Huang, Guoqiang Gao, Guangyao Li. “Seen Is Solution” a CAD/CAE integrated parallel reanalysis design system. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2016. Vol. 299, pp. 187–214. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2015.10.022>.

12. Peng, L., Liu, L., Long, T. et al. An efficient truss structure optimization framework based on CAD/CAE integration and sequential radial basis function metamodel. *Struct Multidisc Optim*. 2014. 50, pp. 329–346. <https://doi.org/10.1007/s00158-014-1050-x>

13. Liu, D. A Practical Guide to ReLU. 2017. URL: <https://medium.com/tiny-mind/a-practical-guide-to-relu-b83ca804f1f7>

14. Pat. 153484 Ukraina, B22 F3/03. The method of multiple reversible intensive plastic deformation of blanks. Tarasov O.F., Hrybkov E.P., Vasylieva L.V., Altukhov O.V., Pavlenko D.V. 2023. Bul. № 28. (in Ukrainian).

Tarasov O., Vasylieva, L., Gribkov E., Myroshnychenko D. Prediction of the stress-strain state of the workpiece for a new method of severe plastic deformation using a CAE-system and a neural network.

The scheme of the proposed deformation process makes it possible to intensify shear deformations in the cross section of the workpiece. According to the nature of the impact on the workpiece, it corresponds to the methods of severe plastic deformation. Unlike other methods of reverse shear, as a result of each deformation operation, a symmetrical cross-sectional shape of the workpiece is obtained. A software complex has been developed for predicting changes in the values of the stress-strain state at given points of the workpiece on the basis of a neural network, which is based on the results of modeling in the SAE system and works in parallel with it. Prediction of the process of changing the stress-strain state of the workpiece during the calculation process in the CAE system is performed using a neural network. The check was performed on the values of the equivalent strain, which was calculated when the number of calculation points in the body of the workpiece was changed from 1 to 5. The time of data preparation, analysis and prediction of values by the neural network did not exceed 60 seconds. The accuracy of the prediction of the values of the equivalent strain, which was obtained as a result of the calculations, varied between 85% and 99%. The dependence of the prediction accuracy on the size of the training data set was also confirmed. This allows you to use a neural network to predict, for example, undesirable trends in the stress-strain state of the workpiece during the calculation process and to stop the CAE-system in time to switch to other values of the calculation parameters. Thus, the combined use of the CAE-system and the neural network can significantly reduce the time for choosing the optimal values of the parameters of the stamp geometry due to the prediction of the stress-strain state at the specified points of the workpiece.

Keywords: severe plastic deformation, CAE, Abaqus, finite element method, artificial neural network, convolutional neural network, time series, prediction.

Тарасов Олександр Федорович – д-р техн. наук, проф., зав. кафедрою ДДМА

Tarasov Oleksandr – Dr. Sc., Full Professor, Head of Department DSEA

E-mail: kit@dgma.donetsk.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0493-1529>

Васильєва Людмила Володимирівна – канд. техн. наук, доцент ДДМА

Vasylieva Liudmyla – PhD, Associate Professor, DSEA

E-mail: vasileva.dgma@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9277-1560>

Грибков Едуард Петрович – д-р техн. наук, професор ДДМА

Gribkov Eduard – Dr.Sc., Full Professor DSEA

E-mail: gribkov.eduard@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1565-6294>

Мирошніченко Дмитро Валерійович – магістр ДДМА

Myroshnychenko Dmytro – master’s degree student DSEA

Email: mirny1@ukr.net

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7221-1550>

Донбаська державна машинобудівна академія (ДДМА), м. Краматорськ
Donbas State Engineering Academy (DSEA), Kramatorsk