

Л. І. КУБЛІЙ

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри цифрових технологій в енергетиці
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0000-0002-1015-3209

О. І. ЮЩЕНКО

магістрант кафедри цифрових технологій в енергетиці
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0009-0001-2494-0449

МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ ГРАВЦІВ У ВЕБ-ІГРАХ ЧЕРЕЗ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ: ВИПРОБУВАННЯ І РЕЗУЛЬТАТИ

Стаття присвячена розробці системи штучного інтелекту (ШІ) для моделювання поведінки гравців у веб-іграх на прикладі автоматичного проходження рівнів популярної гри «Вода і Вогонь», де два персонажі – Fireboy і Watergirl – повинні долати перешкоди і розв'язувати головоломки. Основною метою є створення ефективного штучного інтелекту, здатного виявляти об'єкти на екрані, аналізувати ситуацію та приймати обгрунтовані рішення для планування руху, взаємодії з об'єктами і подолання перешкод. Проведений аналіз наявних методів автоматизації показав, що вони потребують вдосконалення для забезпечення точності й швидкості рішень у реальному часі. У статті запропоновано використовувати технології комп'ютерного зору для виявлення об'єктів за кольором і контурами, а також алгоритми планування шляху і прийняття рішень.

Завдяки впровадженню сучасних алгоритмів навчання з підкріпленням, таких як Proximal Policy Optimization (PPO), розроблений штучний інтелект здатен адаптувати свою поведінку на основі досвіду, отриманого під час численних епізодів гри. Це дає можливість агентам Fireboy і Watergirl ефективно взаємодіяти з ігровими елементами, уникати небезпек та оптимізувати стратегії для досягнення цілей. Випробування показали, що штучний інтелект може самостійно приймати стратегічні рішення, такі як вибір оптимального маршруту і уникнення небажаних зон, що значно підвищує рівень автономності та ефективності.

Впровадження штучного інтелекту в ігровий процес дає можливість створити більш динамічне та інтерактивне середовище, здатне адаптуватися до дій гравця в реальному часі. Це відкриває нові можливості для розробників при створенні ігор, які можуть забезпечити унікальний досвід для кожного користувача. Крім того, такі технології можуть бути застосовані не лише у сфері розваг, але й в інших галузях, де потрібна автоматизація процесів і прийняття рішень в умовах невизначеності. Отримані результати можуть бути використані для подальшого вдосконалення ігрового процесу, підвищення рівня інтерактивності та адаптивності ігор, а також для розробки нових підходів до автоматизації в різних галузях.

Ключові слова: автоматизація, штучний інтелект, комп'ютерний зір, алгоритми прийняття рішень, гра «Вода і Вогонь», планування шляху.

L. I. KUBLII

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Digital Technologies in Energy
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
ORCID: 0000-0002-1015-3209

O. I. YUSHCHENKO

Master's Student at the Department of Digital Technologies in Energy
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
ORCID: 0009-0001-2494-0449

MODELING PLAYER BEHAVIOR IN WEB GAMES THROUGH ARTIFICIAL INTELLIGENCE: TESTING AND RESULTS

The article is dedicated to the development of an artificial intelligence (AI) system for modeling player behavior in web games, using the example of automatically completing levels in the popular game “Fireboy and Watergirl”, where two characters must overcome obstacles and solve puzzles. The main goal is to create an efficient AI capable

of detecting objects on the screen, analyzing situations, and making informed decisions for planning movement, interacting with objects, and overcoming obstacles. An analysis of existing automation methods revealed that they need improvement to ensure accuracy and speed of decision-making in real-time. The article proposes using computer vision technologies to detect objects by color and contours, as well as path planning and decision-making algorithms.

By implementing modern reinforcement learning algorithms such as Proximal Policy Optimization (PPO), the developed AI can adapt its behavior based on experience gained during numerous game episodes. This allows the agents, Fireboy and Watgirl, to effectively interact with game elements, avoid dangers, and optimize strategies to achieve goals. Tests have shown that the AI can independently make strategic decisions, such as choosing optimal routes and avoiding undesirable areas, significantly enhancing autonomy and efficiency.

Integrating AI into the gaming process enables the creation of a more dynamic and interactive environment that can adapt to player actions in real-time. This opens new opportunities for developers to create games that can provide a unique experience for each user. Furthermore, such technologies can be applied not only in the entertainment sector but also in other fields where process automation and decision-making under uncertainty are required. The results obtained can be used for further improvement of the gaming process, increasing the level of interactivity and adaptability of games, as well as for developing new approaches to automation in various industries.

Key words: automation, artificial intelligence, computer vision, decision-making algorithms, “Fireboy and Watgirl” game, path planning.

Постановка проблеми

У сучасних відеоіграх штучний інтелект (ШІ) відіграє ключову роль щодо забезпечення адаптивності та інтерактивності гри. Однією з таких ігор є «Вода і Вогонь» [1], де два персонажі, Fireboy і Watgirl, мають пройти серію рівнів, долаючи перешкоди і розв’язуючи головоломки. Для того, щоб ці персонажі могли автоматично проходити рівні, необхідно створити ефективний штучний інтелект, здатний не лише виявляти об’єкти на екрані, але й приймати обґрунтовані рішення для планування руху, взаємодії з об’єктами і подолання перешкод.

Наявні методи автоматизації вимагають вдосконалення для реалізації точних і швидких рішень у реальному часі, що дасть можливість персонажам проходити рівні без втручання користувача. Використання сучасних алгоритмів навчання з підкріпленням, наприклад, Proximal Policy Optimization (PPO) [2, 3], дає можливість агентам навчатися оптимальної поведінки на основі досвіду, отриманого під час гри. Це відкриває можливості для адаптації стратегії персонажів до змінних умов гри, забезпечуючи більш ефективне подолання перешкод і взаємодію з ігровими елементами.

Таким чином, актуальним є дослідження й розробка методів штучного інтелекту для автоматизації гри «Вода і Вогонь», що включає виявлення об’єктів, аналіз шляху і прийняття рішень щодо руху персонажів у динамічному середовищі. Це дослідження може значно підвищити рівень автономності та ефективності ігрового процесу, а також мати застосування в інших сферах, де потрібна автоматизація і прийняття рішень в умовах невизначеності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Останні роки ознаменувалися значним прогресом у галузі штучного інтелекту і його застосування в ігровій індустрії. Дослідження показують, що інтеграція штучного інтелекту в ігрові системи надає можливість створювати більш адаптивні та інтерактивні ігрові середовища, що підвищує рівень залучення й задоволення гравців.

Одним із напрямків дослідження є застосування методів комп’ютерного зору для виявлення та аналізу об’єктів у грі. Наприклад, методи виявлення об’єктів за кольором (color-based object detection) та контурів (contour detection) вже довели свою ефективність у багатьох комп’ютерних іграх [4]. Ці методи дають можливість точно ідентифікувати ігрові елементи і приймати обґрунтовані рішення на основі зібраної інформації.

Інші дослідження зосереджені на алгоритмах планування шляху (pathfinding) та ухилення від перешкод. Наприклад, алгоритм A* та його модифікації активно використовують для планування руху персонажів у складних ігрових середовищах [5]. Ці алгоритми дають можливість визначати оптимальні маршрути, враховуючи різні фактори, такі як розташування перешкод і цілі.

Важливу роль відіграють алгоритми прийняття рішень (decision making), які забезпечують персонажам можливість адаптувати свою поведінку залежно від поточної ситуації в грі. Дослідження показують, що використання машинного навчання і глибоких нейронних мереж для навчання моделей прийняття рішень може значно покращити ефективність ігрових агентів [6]. Ці моделі можуть враховувати різні параметри і динамічно змінювати стратегію гри.

Сучасні алгоритми навчання з підкріпленням, зокрема Proximal Policy Optimization (PPO) [2, 3], дають можливість агентам навчатися оптимальної поведінки на основі досвіду, отриманого під час численних епізодів гри. Це відкриває нові можливості для адаптації стратегії персонажів до змінних умов гри, забезпечуючи більш ефективне подолання перешкод і взаємодію з ігровими елементами.

Також заслуговує на увагу дослідження, присвячене створенню інтерактивних навчальних середовищ на основі штучного інтелекту. Наприклад, системи автоматизації тестування ігор дають можливість виявляти баги і недоліки на ранніх етапах розробки, що значно скорочує час і витрати на тестування [7]. Крім того, створення віртуальних персонажів, здатних до самонавчання та адаптації, відкриває нові можливості для розробки ігор [8].

Усі ці дослідження підкреслюють важливість і перспективність впровадження штучного інтелекту в ігрову індустрію. Проте, незважаючи на досягнуті успіхи, існують виклики, які потребують подальшого вивчення і вдосконалення. Це включає створення більш ефективних алгоритмів для роботи в реальному часі, забезпечення гнучкості й масштабованості систем штучного інтелекту, а також розв'язання етичних питань, пов'язаних з використанням штучного інтелекту. Таким чином, розробка методів штучного інтелекту для автоматизації гри «Вода і Вогонь» є актуальною і важливою задачею, яка може значно покращити користувацький досвід і підвищити рівень інтерактивності та адаптивності ігрового процесу.

Формулювання мети дослідження

Метою дослідження є розробка і реалізація штучного інтелекту для автоматичного проходження рівнів гри «Вода і Вогонь». Зокрема, метою є створення програмного забезпечення, здатного ефективно виявляти об'єкти на екрані, аналізувати ситуацію і приймати рішення щодо руху персонажів (Fireboy та Watergirl), включаючи долаття перешкод і взаємодію з ігровими елементами, такими як кнопки і двері. Для досягнення цієї мети буде використано сучасні методи комп'ютерного зору, включаючи виявлення об'єктів за кольором і контурами, а також алгоритми навчання з підкріпленням, зокрема Proximal Policy Optimization (PPO) [4]. Ці алгоритми дадуть агентам можливість адаптувати свою поведінку на основі досвіду, отриманого під час численних епізодів гри, що забезпечить оптимізацію стратегії для досягнення цілей. Крім того, буде застосовано алгоритми планування шляху і прийняття рішень на основі поточного стану гри, що надасть персонажам можливість ефективно взаємодіяти з динамічним ігровим середовищем.

Викладення основного матеріалу дослідження

Розробку і реалізацію штучного інтелекту для проходження рівнів гри «Вода і Вогонь» умовно розділено на кілька ключових етапів: виявлення об'єктів, аналіз шляху, прийняття рішень, автоматичне натискання клавіш та адаптивне навчання з підкріпленням.

Виявлення об'єктів на екрані здійснюється за допомогою технологій комп'ютерного зору. Замість класичного підходу з використанням простору кольорів HSV для виявлення персонажів та об'єктів, було впроваджено методи, які базуються на шаблонах і кластеризації. Розроблена функція `objects_tracking` відповідає за виявлення об'єктів на екрані, використовуючи шаблони для пошуку відповідних елементів. Це дає можливість точно ідентифікувати персонажів Fireboy і Watergirl, а також інші важливі елементи, такі як кнопки і перешкоди. Програмний код функції виявлення об'єктів такий:

```
def objects_tracking (self, frame):
    matches = []
    for name, templates in self.templates.items():
        for template in templates:
            if template is not None:
                matches.extend(self.match_template(frame, template, name))
    return self.cluster_matches(matches)
```

Реалізований підхід забезпечує гнучкість, точність і швидкість у визначенні об'єктів, що є критично важливим для успішної навігації в динамічному середовищі гри.

Аналіз шляху та ухилення від перешкод здійснюється за допомогою алгоритмів планування, які визначають оптимальний маршрут для персонажів. Прийняття рішень ґрунтується на аналізі поточного положення персонажа і мети. Якщо шлях вільний і мета близька, персонаж рухається до неї. Якщо є перешкоди або мета розміщується далеко, персонаж виконує іншу дію, наприклад, стрибає, що дає можливість адаптувати поведінку залежно від ситуації. Така адаптивність дає можливість персонажам ефективно реагувати на зміни в ігровому середовищі.

Автоматичне керування персонажами здійснюється за допомогою функції `control_character`, яка симулює натискання клавіш на клавіатурі для виконання таких дій, як переміщення, стрибки або натискання кнопок. Це забезпечує персонажам можливість безперервно автоматично взаємодіяти з ігровими елементами без втручання користувача. Реалізований підхід забезпечує безперервність і точність при виконанні дій, що є важливим для досягнення цілей гри. Програмний код функції керування персонажами такий:

```
def control_character(self, character, action):
    keys = {
        "fireboy": ["a", "d", "w", None, ["a", "w"], ["d", "w"]],
        "watergirl": [Key.left, Key.right, Key.up, None, [Key.left, Key.up], [Key.right, Key.up]]
    }
    if action < len(keys[character]):
        key = keys[character][action]
        if key:
            if isinstance(key, list):
```

```

for k in key:
    keyboard.press(k)
time.sleep(self.long_jump_duration if Key.up in key or «w» in key else 0.15)
for k in key:
    keyboard.release(k)
else:
    keyboard.press(key)
    time.sleep(0.15)
    keyboard.release(key)

```

Адаптивне навчання з підкріпленням впроваджується за допомогою алгоритму Proximal Policy Optimization (PPO). Цей алгоритм дає можливість агентам навчатися оптимальної поведінки на основі досвіду, отриманого під час численних епізодів гри. Навчання з підкріпленням забезпечує можливість адаптації стратегії персонажів до змінних умов гри і в результаті більш ефективно долати перешкоди і взаємодіяти з ігровими елементами. Це відкриває нові можливості для створення більш динамічних та інтерактивних ігрових середовищ.

Функція `calculate_reward` розраховує винагороди та штрафи на основі взаємодії персонажів з об'єктами, що впливає на навчання моделі. Вона забезпечує зворотний зв'язок для алгоритму навчання з підкріпленням, що допомагає агентам оптимізувати свою поведінку. Код цієї функції такий:

```

def calculate_reward(self, player_positions):
    reward = 0
    done = False
    for player_name, player_rect in player_positions:
        for item_name, item_rect in self.static_objects:
            if self.check_collision(player_rect, item_rect, item_name) and (item_name, player_name) not in self.reward_given:
                amount = self.get_reward_amount(item_name, player_name)
                reward += amount
                self.reward_given.add((item_name, player_name))
                print(f»Collision detected: {player_name} with {item_name}, reward: {amount}»)
                if item_name in [«water», «lava», «acid»] and amount < 0:
                    done = True
    return reward, done

```

Розглянуті функції разом становлять основу системи штучного інтелекту, яка дає можливість автоматизувати проходження рівнів у грі «Вода і Вогонь», забезпечуючи ефективну взаємодію з ігровими елементами без втручання користувача.

Вікно гри «Вода і Вогонь» перед початком роботи системи штучного інтелекту має вигляд, поданий на рис. 1.

Після активації системи штучного інтелекту починається процес автоматичного проходження рівнів, де основну роль відіграє функція `objects_tracking` виявлення об'єктів на екрані.

Система починає захоплення зображення з екрана і перетворення його в зручний для обробки формат. Використовуючи методи комп'ютерного зору, система аналізує зображення, ідентифікує ключові елементи, такі



Рис. 1. Вікно гри «Вода і Вогонь» перед початком тестування

як персонажі Fireboy і Watergirl, а також об'єкти, з якими їм потрібно взаємодіяти, наприклад, кнопки, двері та перешкоди (рис. 2).

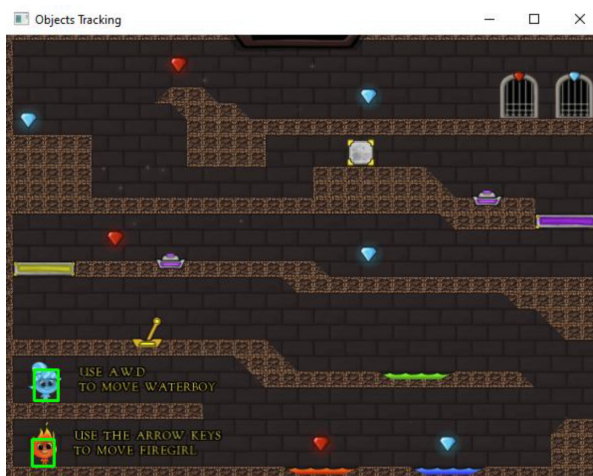


Рис. 2. Вікно гри «Вода і Вогонь» після запуску системи

Після визначення позицій усіх об'єктів на сцені, система починає планування руху персонажів. Вона розраховує оптимальні маршрути, враховуючи наявні перешкоди, і приймає рішення про те, які дії потрібно виконати для досягнення цілей. Це може включати переміщення персонажів у потрібному напрямку, стрибки для подолання перешкод або натискання кнопок для активації певних механізмів у грі.

Паралельно з цим, система контролює персонажів шляхом автоматичного натискання відповідних клавіш на клавіатурі, що забезпечує безперервну взаємодію з ігровими елементами (рис. 3).

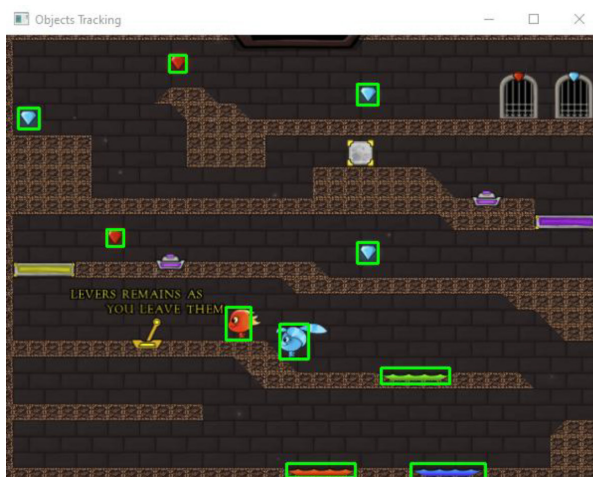


Рис. 3. Рух персонажів

Ключовим аспектом цього процесу є система винагород і штрафів, яка стимулює оптимальну поведінку персонажів. Коли персонаж успішно взаємодіє з ігровим об'єктом, наприклад, підбирає кристал або відкриває двері, він отримує винагороду, що позитивно впливає на його стратегію. З іншого боку, якщо персонаж потрапляє в небезпечну зону, таку як вода, лава або кислота, він отримує штраф, що спонукає його уникати таких дій у майбутньому. Цей механізм забезпечує ефективне навчання моделі, надаючи їй можливість адаптуватися до динамічних умов гри (рис. 4).

```
Collision detected: waterman with blue_crystal, reward: 10
Collision between (415, 405, 30, 38) and (407, 430, 75, 17) with sufficient width
Action: [0 5], Reward: 10
```

Рис. 4. Виявлення нагород

Цей процес повторюється на кожному новому рівні, забезпечуючи адаптивне навчання персонажів на основі досвіду, отриманого під час гри. Використання такого підходу дає системі можливість постійно покращувати свої стратегії, забезпечуючи більш ефективне та швидке проходження рівнів.

Висновки

У дослідженні розроблено й реалізовано систему штучного інтелекту для автоматичного проходження рівнів гри «Вода і Вогонь». В основі системи лежать сучасний алгоритм навчання з підкріпленням Proximal Policy Optimization (PPO), який дає можливість агентам адаптувати свою поведінку на основі досвіду, отриманого під час гри. Використання технологій комп'ютерного зору для виявлення об'єктів на екрані, зокрема методів шаблонного розпізнавання та кластеризації, забезпечує точне ідентифікування персонажів та ігрових елементів.

Реалізований штучний інтелект забезпечує ефективне виявлення об'єктів, аналіз ситуацій і прийняття обґрунтованих рішень щодо руху персонажів Fireboy і Watergirl. Це забезпечує можливість автоматично проходити рівні без втручання гравця, оптимально взаємодіючи з ігровими елементами, такими як кнопки та двері. Система винагород і штрафів стимулює персонажів до оптимальної поведінки, допомагаючи уникати небезпечних зон та досягати цілей.

Випробування створеного застосунку показали, що персонажі здатні успішно долати перешкоди і взаємодіяти з ігровими елементами. Запропоновані методи можуть бути в подальшому вдосконалені для підвищення точності й швидкості роботи штучного інтелекту, що забезпечить ще вищий рівень інтерактивності та адаптивності ігрового процесу. Це відкриває нові можливості для розробки більш динамічних ігрових середовищ і їхнього застосування в інших галузях, де потрібна автоматизація процесів і прийняття рішень в умовах невизначеності.

Список використаної літератури

1. Гра Вогонь і вода. URL: <https://ua.sgames.org/188503/> (дата звернення: 06.01.2025).
2. Proximal Policy Optimization Algorithms / Schulman J. et al. *arXiv:1707.06347v2*. 2017, Aug 28. URL: <https://arxiv.org/pdf/1707.06347v2>
3. DhanushKumar. PPO Algorithm. 2024, Feb 21. URL: <https://medium.com/@danushidk507/ppo-algorithm-3b33195de14a> (дата звернення: 06.01.2025).
4. A Study on Overfitting in Deep Reinforcement Learning / Zhang C., Vinyals O., Munos R., Bengio S.A. *arXiv:1804.06893v2*. 2018, Apr 18. URL: <https://arxiv.org/pdf/1804.06893> (дата звернення: 06.01.2025).
5. Hart P.E., Nilsson N.J., Raphael B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*. 1968. № 4(2). P. 100–107. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4082128> (дата звернення: 06.01.2025).
6. Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search / Silver D. et al. *Nature*. 2016, Jan 27. № 529. P. 484–489. URL: <https://www.nature.com/articles/nature16961> (дата звернення: 06.01.2025).
7. Human-level control through deep reinforcement learning / Mnih V. et al. *Nature*. 2015, Feb 25. № 518. P. 529–533. URL: <https://www.nature.com/articles/nature14236> (дата звернення: 06.01.2025).
8. Hunt J.J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., Silver D., Wierstra D. Continuous control with deep reinforcement learning / Lillicrap T.P. et al. *arXiv:1509.02971v6*. 2015, Sep 9. URL: <https://arxiv.org/abs/1509.02971> (дата звернення: 06.01.2025).

References

1. *Hra Vohon i voda*. <https://ua.sgames.org/188503/>
2. Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O. (2017). Proximal Policy Optimization Algorithms. *arXiv:1707.06347v2*. <https://arxiv.org/pdf/1707.06347v2>
3. DhanushKumar. (2024, Feb 21). *PPO Algorithm*. <https://medium.com/@danushidk507/ppo-algorithm-3b33195de14a>
4. Zhang, C., Vinyals, O., Munos, R., & Bengio, S.A. (2018, Apr 18). A Study on Overfitting in Deep Reinforcement Learning. *arXiv:1804.06893v2*. <https://arxiv.org/pdf/1804.06893>
5. Hart, P.E., Nilsson, N.J., & Raphael, B. (1968). A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107. <https://ieeexplore.ieee.org/document/4082128>
6. Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., & Hassabis, D. (2016, Jan 27). Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search. *Nature*, 529, 484–489. <https://www.nature.com/articles/nature16961>
7. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A.A., Veness, J., Bellemare, M.G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A.K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., & Hassabis, D. (2015, Feb 25). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518. 529–533. <https://www.nature.com/articles/nature14236>
8. Lillicrap, T.P., Hunt, J.J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D., & Wierstra, D. (2015, Sep 9). Continuous control with deep reinforcement learning. *arXiv:1509.02971v6*. <https://arxiv.org/abs/1509.02971>