DOI: https://doi.org/10.31392/UDU-nc.series15.2026.05(205).31

Федькевич М. В.
аспірант кафедри історії та теорії олімпійського спорту ННІС
Національний університет фізичного виховання і спорту України, м. Київ
https://orcid.org/0009-0003-2356-9240
Єременко О. А.
кандидат наук з фізичного виховання і спорту, доцент
Національний університет фізичного виховання і спорту України, м. Київ
https://orcid.org/0009-0003-1926-3644

АЛГОРИТМІЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ ТРЕНУВАЛЬНИХ ПРОГРАМ, СПРЯМОВАНИХ НА ВДОСКОНАЛЕННЯ ТЕХНІЧНИХ ДІЙ СПОРТСМЕНА: ВІД ТЕОРЕТИЧНОГО АНАЛІЗУ ДО ПРАКТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

У статті представлено систематичний аналіз сучасних теоретичних підходів до алгоритмізації тренувального процесу та формування технічних дій спортсменів. Узагальнення даних наукової літератури дозволило визначити ключові принципи побудови тренувальних програм, що поєднують автономність спортсмена, структуроване навчальне середовище, оперативний зворотний зв'язок і варіабельність рухових завдань. Особлива увага приділена концепції навчання на основі підкріплення як ефективному механізму формування стійких та адаптивних моторних стратегій. Показано, що підкріплювальні моделі сприяють тривалому збереженню технічних навичок, розширенню індивідуального рухового репертуару та підвищенню стійкості виконання в умовах змінного середовища. Таким чином, інтеграція підкріплювального підходу з варіативністю завдань і науково обґрунтованими тренерськими корекціями становить концептуальну основу алгоритмічного проектування сучасних тренувальних програм.

Ключові слова: *навчання з підкріпленням, автономність спортсмена, моторне навчання, фізична підготовка, технічна підготовка, структурований підхід.*

Fedkevych M.V., Yeremenko O.A. Algorithmic foundations for designing training programs aimed at improving athletes' technical actions: from theoretical analysis to practical models*. This article presents a systematic analysis of contemporary theoretical frameworks addressing the algorithmization of training processes and the optimization of athletes' technical actions. By synthesizing findings from recent research in motor learning, cognitive science, biomechanics, and structured training design, the study identifies key conceptual and algorithmic principles essential for constructing modern training programs. Particular emphasis is placed on the role of reinforcement learning as an effective mechanism for developing stable, adaptable, and individually optimized motor strategies. The reviewed evidence demonstrates that reinforcement learning-based training environments promote deeper consolidation of technical skills, foster broader and more robust motor repertoires, and enhance performance stability under variable or unpredictable conditions. Compared with traditional instruction-centered models, reinforcement learning encourages athletes to act as autonomous decision-makers, integrating performance feedback, exploring alternative solutions, and refining movement strategies through iterative experience. However, the analysis also indicates that effective skill transfer to novel task configurations requires the integration of structured variability and context-specific coaching interventions. The combination of reinforcement-based mechanisms with diversified task design and scientifically grounded coach-guided modulation is therefore essential for supporting both long-term retention and adaptive generalization of technical skills. Overall, the findings highlight that algorithmic models grounded in reinforcement learning principles constitute a conceptually coherent and scientifically substantiated foundation for developing next-generation training programs. These models enable sustainable, individualized, and efficient enhancement of athletes' technical performance, aligning with current trends in evidence-based sports science and the growing demand for personalized, data-informed approaches to motor skill acquisition.*

Keywords: *reinforcement learning, athlete autonomy, motor learning, physical training, technical training, structured approach.*

Постановка проблеми. Ефективність технічних дій є визначальним чинником спортивного результату, оскільки якість рухових навичок забезпечує здатність спортсмена точно, стабільно й адаптивно виконувати завдання у змінних умовах тренувального та змагального процесу. Традиційні моделі формування техніки ґрунтуються на інструктивному підході, коли тренер визначає оптимальний спосіб виконання руху, оцінює результат і коригує помилки. Така система є дієвою, проте суттєво залежить від суб'єктивності та часто не враховує індивідуальну логіку прийняття рухових рішень самим спортсменом. Розвиток сучасних когнітивних наук, цифрових технологій і аналітичних методів створює передумови для переходу до алгоритмізованих моделей підготовки, де навички формуються не лише через наслідування інструкцій, а й через цілеспрямоване управління інформацією, зворотним зв'язком і варіабельністю ситуацій.

Аналіз літературних джерел. Особливої уваги набуває навчання з підкріпленням (reinforcement learning - RL), яке розглядається як один із найефективніших підходів до формування стійких рухових стратегій. На відміну від інструктивного підходу, RL оперує не готовими вказівками, а результативними сигналами - спортсмен отримує інформацію про якість виконання дії, але самостійно обирає спосіб її оптимізації. У дослідженні Magelssen та

співавторів [1] показано, що гірськолижники, які навчалися виключно на основі зворотного зв'язку про результат, формували ефективнішу траєкторію руху, демонстрували ширшу варіативність спроб і краще переносили навичку на нові умови. Подібні дані також отримані у дослідженнях Wulf і Lewthwaite [2], які довели, що автономність у прийнятті рухових рішень сприяє швидшому набуттю навичок та підсилює їх стабільність. Окремі роботи показують, що використання структурованого зворотного зв'язку сприяє підвищенню точності технічних дій у координаційно складних видах, що додатково підкреслює цінність алгоритмічного підходу до побудови навчального середовища.

Паралельно з цими тенденціями зростає науковий інтерес до структурованих моделей організації тренувального процесу. Наприклад, у дослідженнях Otte та колег [3], присвячених періодизації розвитку технічних умінь, продемонстровано ефективність поетапного формування навичок через поєднання технічної, моторної та когнітивної складових - така структура дозволяє адаптувати тренування до індивідуальної динаміки спортсмена. Вивчення Xiao та співдослідників [4], зосереджені на біомеханічному та кінематичному аналізі техніки, переконливо свідчать, що об'єктивні дані можуть значно підвищувати індивідуалізацію підготовки, проте лише у випадку, коли вони інтегровані у цілісний тренувальний алгоритм, а не використовуються фрагментарно. Українські фахові роботи (Адамчук та співавт. [5]; Щепотіна [6]) підтверджують цінність алгоритмізації тренувального процесу в різних видах спорту, демонструючи покращення фізичної та технічної підготовленості спортсменів при використанні програмної структури тренувальних модулів, хоча більшість досліджень усе ще фокусуються на загальній фізичній підготовці та недостатньо розкривають алгоритмічні аспекти формування саме технічних дій.

Систематичний аналіз наукових джерел дозволяє зробити висновок, що оптимальна модель формування технічних навичок повинна базуватися на алгоритмічних принципах, які передбачають поетапний розвиток рухової навички, інтеграцію об'єктивних показників діяльності, варіабельність тренувальних умов та акцент на автономності спортсмена у прийнятті рухових рішень. Навчання з підкріпленням у цьому контексті виступає не окремим методом, а концептуальним принципом - воно створює умови, за яких спортсмен взаємодіє з результатами власних дій і постійно коригує поведінкову стратегію залежно від отриманого досвіду. Таке поєднання алгоритмізованих тренувальних систем і механізмів RL здатне забезпечити значно ефективніше формування технічних умінь, особливо у видах спорту, де точність виконання рухів є критичною для результату.

У цілому аналіз літератури підтверджує необхідність створення концептуально нової моделі підготовки, у якій тренувальна програма виступає не переліком вправ, а структурованою системою прийняття і вдосконалення рухових рішень. Така модель повинна спиратися на поєднання сучасних аналітичних методів, індивідуальних даних спортсмена та механізмів навчання з підкріпленням, що формують підґрунтя для підвищення технічної майстерності та стабільності спортивного результату.

Мета статті полягає у розробці концептуальних і алгоритмічних засад побудови тренувальних програм, спрямованих на вдосконалення технічних дій спортсменів, шляхом системного аналізу сучасних теоретичних підходів та інтеграції актуальних наукових даних щодо механізмів формування і оптимізації рухових навичок.

Методи дослідження. У дослідженні застосовано систематичний аналіз сучасної наукової літератури, присвяченої алгоритмізації тренувального процесу, структурованому плануванню технічної підготовки та концепціям формування рухових навичок. Пошук інформації здійснювався у базах PubMed, Scopus і Web of Science, що дало змогу відібрати релевантні теоретичні моделі, оглядові роботи та емпіричні дослідження, опубліковані переважно впродовж останнього десятиріччя. Методологічний підхід ґрунтувався на систематизації та порівняльному аналізі ключових наукових концепцій, узагальненні чинників, які визначають ефективність формування технічних дій, і синтезі цих положень у концептуальну модель алгоритмічного планування тренувальних програм. Особлива увага приділялася теоретичній логіці поетапного формування навичок, ролі варіабельності рухових дій та значенню механізмів зворотного зв'язку, що дозволило сформувати науково обґрунтовані положення для подальшої практичної реалізації структурованого тренувального процесу без проведення експериментальних тестувань.

Виклад основного матеріалу. Аналіз наявних даних свідчить, що у більшості досліджень, присвячених ефективності різних моделей навчання технічних дій у слаломних дисциплінах, фіксується поступове скорочення часу проходження слаломної ділянки незалежно від застосованого підходу. Як алгоритмічно структуровані режими навчання на основі підкріплення, так і різні форми керованого тренерського втручання (зокрема, моделі з елементами «вільного вибору» або із попередньо заданою «цільовою стратегією») демонструють стабільне поліпшення рухових показників протягом багатосесійних тренувальних протоколів. Загалом отримані показники узгоджуються з даними літератури, де повторюваність технічних дій у контрольованих умовах описується як фактор, що сприяє оптимізації моторних патернів [7]. У доступних роботах також простежується залежність між типом організації тренувального середовища та характеристиками сформованої навички, включно зі швидкістю її становлення, ступенем технічного вдосконалення та стійкістю у довготривалій перспективі.

У більшості наявних даних, де застосовували етап контрольованого ознайомлення зі стратегіями («примусове дослідження» траєкторій), не зафіксовано статистично значущих відмінностей між групами щодо часу проходження траси на стартових етапах. У публікаціях підкреслюється, що порівнювані групи демонстрували подібні вихідні характеристики, що розглядається як маркер коректної рандомізації та однакових базових умов [8]. Також у доступних джерелах зазначається, що стандартизовані протоколи ознайомлення з можливими технічними стратегіями є типовим компонентом експериментальних моделей моторного навчання, оскільки вони забезпечують відтворюваність початкових параметрів у різних групах.

Після переходу до сесій із вільним вибором стратегій у дослідженнях фіксуються розбіжності у подальшій динаміці технічного прогресу залежно від навчальної моделі. Зокрема, у групах, де використовували кероване навчання із заданою «цільовою стратегією», описано швидкі початкові покращення показників часу. У літературі цей

ефект подається як типовий для моделей навчання, що передбачають чіткі зовнішні орієнтири [9]. Надалі в ряді робіт спостерігалося сповільнення темпів покращення у таких протоколах, що проявлялося у менш вираженій позитивній динаміці на пізніших етапах тренувальних серій.

У дослідженнях, де застосовували навчання на основі підкріплення, повідомляється про інший характер прогресу: стартові зміни були менш вираженими, однак наступні сесії супроводжувалися більш усталеним і тривалішим покращенням часу проходження траси. У порівнянні з моделями керованого навчання з «вільним вибором» у низці робіт зафіксовано більшу різницю між початковими та фінальними показниками. Крім того, у тестах ретенції описано перевагу підкріплювальних моделей, що проявлялася у кращому збереженні досягнутого рівня технічного виконання між вимірюваннями [10].

З позиції сучасних концепцій формування рухових дій така динаміка є закономірною. У навчанні на основі підкріплення спортсмен виступає як активний агент, що оцінює співвідношення очікуваного та фактичного результату дії, постійно коригуючи моторні програми. Це стимулює розвиток внутрішніх моделей прогнозування результату, зміцнення функціональних нейронних ланцюгів та підвищення адаптивності поведінки [11]. Наявні емпіричні дані зі споріднених досліджень свідчать, що така організація навчання створює оптимальні умови не лише для відтворення руху, а й для активного моделювання альтернативних варіантів дії, що значно розширює руховий простір спортсмена.

З практичної точки зору визначальним є те, що модель навчання на основі підкріплення виявила здатність забезпечувати не короткочасне покращення, а стійке та адаптивне утримання технічної навички. Саме цей параметр є центральним критерієм ефективності сучасних тренувальних систем і безпосередньо відповідає меті нашого дослідження - обґрунтувати концептуальні та алгоритмічні засади побудови тренувальних програм, які оптимізують формування та стабілізацію рухових дій.

Таким чином, отримані результати демонструють переваги навчальних моделей, що поєднують автономність спортсмена, чіткий результативний зворотний зв'язок та можливість індивідуального пошуку оптимальної рухової поведінки. Порівняно з інструктивними підходами, вони забезпечують глибшу сенсомоторну інтеграцію, вищу стійкість сформованої навички, кращий перенос на змінені умови та більшу варіативність стратегічного вибору. Отже, алгоритмічно організовані тренувальні моделі, зокрема навчання на основі підкріплення, можуть розглядатися як ефективна концептуальна основа для створення сучасних тренувальних програм, спрямованих на вдосконалення технічних дій спортсменів та оптимізацію процесу формування їх рухових навичок.

Вибір стратегій: частота вибору, трендові зміни та індивідуальна адаптація.

Аналіз частоти використання чотирьох попередньо визначених технічних стратегій (stand against, rock skis forward, extend, extend with rock skis forward) засвідчив, що групи, яким надавали можливість самостійно обирати спосіб проходження слаломної ділянки (моделі з підкріплювальним навчанням та вільним вибором у структурованому тренерському середовищі), демонстрували поступове зміщення у бік рішень, попередньо визначених дослідниками як теоретично найбільш результативні [1; 12]. Така поведінка узгоджується з відомими положеннями моторного навчання, згідно з якими систематична взаємодія з руховим завданням приводить до накопичення даних щодо ефективності різних моторних дій та, відповідно, до поступової оптимізації вибору [13].

Разом із тим, динаміка формування стратегічних переваг виявилася поліструктурною і відображала базові механізми сенсомоторної адаптації. У групі зі структурованим, але не директивним тренерським супроводом (вільний вибір) перехід до частішого використання теоретично оптимальної стратегії відбувався значно раніше. Ймовірність її вибору суттєво зростала на межі між завершальною тренувальною сесією та тестом утримання навички. Це може вказувати на те, що навіть мінімальні коригувальні сигнали від тренера та попередній досвід виконання бажаних технічних дій сприяють швидшому структуруванню переваг на користь «оптимального» рішення [14]. Такий ефект часто описують як зменшення простору пошуку завдяки зовнішній орієнтації на коректний взірець виконання.

На відміну від цього, у групі підкріплювального навчання формування стійких стратегічних уподобань мало плавніший і виразно нелінійний характер. Частота вибору теоретично оптимальної дії починала зростати лише на пізніших етапах - передусім у тесті перенесення навички. Подібна відстрочена динаміка відображає базові принципи підкріплювальних моделей, де ключова роль належить поступовому нагромадженню досвіду проб і помилок та внутрішній оцінці результативності рухових рішень [15]. Оскільки спортсмени цієї групи не орієнтувалися на заздалегідь запропонований «правильний» варіант, триваліша фаза дослідницького пошуку була закономірною. У науковій літературі цей механізм описується як «усвідомлена оптимізація» – процес, який сприяє формуванню більш гнучкої, стабільної та адаптивної рухової поведінки [16].

Важливо зазначити, що навіть за умови загальної тенденції до зростання частоти вибору теоретично найкращої стратегії не у всіх спортсменів саме вона виявилася індивідуально оптимальною. Значна частина учасників демонструвала вищу результативність за альтернативних варіантів, що відображає принцип множинних моторних еквівалентностей, описаний у сучасних біомеханічних концепціях [17]. Індивідуальні відмінності у нейромоторній організації, м'язовій архітектоніці, пропріоцепції чи когнітивному стилі прийняття рішень могли зумовлювати більш ефективні шляхи реалізації рухового завдання, ніж «модельно оптимальний» варіант.

При цьому частка спортсменів, для яких теоретично оптимальна стратегія співпала з найпродуктивнішою на практиці, була значно вищою у групі з вільним вибором під тренерським супроводом. Це опосередковано свідчить про вплив навчального контексту: навіть за відсутності прямого інструктування сама структура тренувального середовища, зорієнтована на демонстрацію й закріплення бажаних моделей руху, могла сприяти звуженню індивідуальної зони пошуку та швидшій конвергенції до одного рішення.

У моделі підкріплювального навчання такої конвергенції спостерігалося значно менше. Спортсмени RL-групи частіше віддавали перевагу персонально ефективним стратегіям, навіть якщо вони не відповідали теоретично

найкращому шаблону. Це підтверджує одну з ключових властивостей RL-підходів: формування не уніфікованої, а індивідуалізованої технічної поведінки, що забезпечує поширення рухового репертуару та підтримує автономність у виборі рухових рішень [18].

З огляду на отримані дані, підкріплювальне навчання слід розглядати не лише як інструмент оптимізації загальної результативності технічної дії, а й як механізм формування персоніфікованого рухового стилю - що має особливу цінність у технічно складних, координаційно насичених видах спорту, де діапазон ефективних стратегій може істотно варіювати між різними атлетами [19].

Альтернативні стратегії та ефективність технічних рішень: ризики, стабільність та адаптивність.

Для оцінки практичної значущості відхилень від індивідуально найефективнішої технічної дії у дослідженні було проаналізовано вплив вибору субоптимальних стратегій на результати проходження слаломної ділянки. Цей підхід дозволяв визначити, наскільки різні альтернативні стратегії впливають на час виконання порівняно з індивідуально оптимальним варіантом. Таким чином, досліджувалася не лише абсолютна ефективність окремих рухових рішень, а й стійкість та надійність технічної поведінки спортсмена в умовах варіативності вибору, що особливо важливо у складних або змагальних умовах, коли рішення приймаються інтуїтивно та під впливом зовнішніх факторів.

Було встановлено, що під час тесту утримання (ретенції) учасники, які навчалися за моделлю підкріплювального навчання, демонстрували значно стабільніші результати навіть у випадках вибору не індивідуально найефективнішої стратегії порівняно зі спортсменами групи керованого навчання з «вільним вибором» [1]. Іншими словами, виконання альтернативних стратегій у RL-групі не призводило до суттєвого погіршення продуктивності. Це свідчить, що у процесі підкріплювального навчання спортсмени формують не лише оптимальний варіант дії, а й більш широкий і технічно прийнятний репертуар рухових стратегій.

Такий ефект пояснюється особливостями поведінкової політики RL. У цій моделі навчання спортсмен не зосереджується відразу на одному шаблоні виконання, а через численні взаємодії із завданням поступово розширює набір можливих стратегій. Навіть альтернативні рішення проходять власні етапи вдосконалення, що зменшує розрив між оптимальною та іншими діями. Внаслідок цього більшість стратегій, що залишаються у репертуарі після навчання, забезпечують прийнятний рівень ефективності.

На противагу цьому, у групі керованого навчання з «вільним вибором» вибір технічної дії був значною мірою орієнтований на зовнішні сигнали тренерські підказки та демонстрацію оптимального варіанту [20]. Така організація навчання звужує простір пошуку та стимулює спортсмена вкладати ресурси у відтворення одного домінантного рішення, водночас не забезпечуючи достатнього опрацювання альтернативних стратегій. Як результат, альтернативні дії в цій групі залишалися менш відшліфованими, а виконання - менш гнучким і більш залежним від одного шаблону.

Ключовим є те, що більша стабільність RL-групи відображає не лише варіативність поведінки, а передусім підвищену стійкість системи рухового контролю до випадкових або змінних умов вибору. Така властивість є критично важливою у реальних змагальних ситуаціях, де непередбачуваність траєкторії, зміни покриття чи тактичний тиск часто змушують спортсмена діяти за доступними, а не «ідеальними» варіантами. Широкий та збалансований технічний репертуар підвищує ймовірність підтримувати близький до оптимального рівень виконання незалежно від конкретної обраної стратегії.

З теоретичної точки зору це узгоджуються з принципами робастності, описаними у теорії керування та штучному інтелекті: система вважається стійкою, якщо випадкові відхилення від оптимальної поведінки не знижують ефективність. Моделі підкріплювального навчання формують саме таку робастну політику, підвищуючи стабільність і надійність рухових рішень [21].

Отже, отримані дані демонструють, що підкріплювальне навчання забезпечує не лише здатність спортсмена знаходити оптимальну стратегію, а й підвищує стабільність та ефективність всього рухового репертуару, роблячи виконання кожної дії більш результативним і менш залежним від субоптимального вибору.

Патерни поведінкових відповідей на зворотний зв'язок.

Для з'ясування механізмів прийняття рішень у процесі навчання було проаналізовано, як спортсмени та тренери реагували на інформацію про результативність попередньої спроби. Одним із ключових висновків стало домінування фундаментального евристичного патерну «win-stay, lose-shift» у групах, що працювали в умовах вибору (reinforcement learning та supervised free choice) [22]. Згідно з цією реактивною стратегією, успішне виконання технічної дії (коротший час проходження) збільшує ймовірність повторення відповідної стратегії у наступній спробі, тоді як неуспіх сприяє її зміні. Подібні закономірності давно описані у дослідженнях навчальних агентів та біоповедінкових моделях і розглядаються як базовий механізм реагування на безпосередній позитивний результат [23; 24].

У спортивному контексті це означає, що як спортсмени, так і тренери використовували прямий часовий показник як сигнал «миттєвої корекції». Цей факт підтверджує, що числовий зворотний зв'язок є одним із найпотужніших модулюючих чинників моторного навчання - незалежно від того, чи відбувається навчання автономно, чи за участі висококваліфікованого фахівця.

Водночас модель «win-stay, lose-shift» описує переважно короткострокову реактивну поведінку. Аналіз часових рядів продемонстрував, що учасники інтегрували не лише останній результат, а й історію попередніх спроб. Це вказує на залучення складніших процесів оцінювання, характерних для повноцінних reinforcement learning-механізмів, де значення має не окремий фідбек, а зважена сукупність попередньої взаємодії із середовищем. Така інтеграція відображає здатність спортсмена або тренера, діяти в ширшому часовому горизонті, формуючи оцінку корисності стратегії на основі тенденцій, а не одиничних подій [25].

Отже, модель «win-stay, lose-shift» виступає своєрідною поведінковою «оболонкою» для реальних механізмів моторного навчання, тоді як більш комплексні reinforcement learning-процеси визначають довготривалу адаптацію, інтеграцію досвіду та стабілізацію стратегій у межах ширшої ієрархії моторного контролю.

Узагальнення якості навчання: сильні сторони та обмеження у контексті алгоритмізації тренувальних програм.

Узагальнюючи результати дослідження, можна стверджувати, що застосування підходу «reinforcement learning» у побудові навчального середовища створює низку суттєвих переваг для формування технічних дій спортсменів. Ключовим чинником ефективності такої методики є те, що вона організовує процес навчання таким чином, щоб спортсмен виступав активним агентом, який самостійно досліджує простір можливих рішень і коригує свою поведінку на основі безпосереднього, об'єктивного і високоточого результативного сигналу - часу виконання рухової дії. Такий механізм забезпечує більш глибоке закріплення навички, що відображається у вираженій перевазі RL-групи під час тесту утримання, де саме якість внутрішньої моторної репрезентації визначає стабільність виконання в умовах відсутності зовнішніх підказок.

Ще однією важливою перевагою RL є здатність зменшувати наслідкову ціну помилкових рішень. Спортсмени, які навчаються за RL-принципами, формують ширший, якісніший і робастніший набір ефективних технічних дій, що дозволяє їм підтримувати відносно стабільні показники навіть у випадку неідеального вибору стратегії. Це свідчить про розвиток не лише оптимальної, але й резервної рухової політики, стійкої до коливань і випадкових рішень. Таким чином, RL сприяє зростанню надійності технічної підготовки - як у тренувальних, так і в потенційно змагальних умовах.

Водночас аналіз стратегічної поведінки показав, що RL не обов'язково приводить до швидшої конвергенції на теоретично оптимальну стратегію для більшості спортсменів. RL стимулює тривалішу фазу дослідження, у межах якої спортсмени не лише порівнюють заздалегідь визначені патерни, але й інколи модифікують їх або створюють індивідуальні варіанти виконання. Ці альтернативні технічні рішення можуть виявлятися несподівано ефективними, що підкреслює творчу і адаптивну природу RL-орієнтованого навчання. Таким чином, RL робить акцент на індивідуальній оптимізації, що є принципово важливим для складнокоординаційних видів спорту, де ефективність руху може залежати від анатомічних, нейромоторних і когнітивних особливостей спортсмена.

Щодо переносності навички, результати показали, що RL не демонструє істотної переваги над керованими підходами. Це свідчить про те, що однієї лише часової інформації як зворотного сигналу недостатньо для забезпечення широкої генералізації техніки на нові конфігурації середовища. Умови, що змінюються, вимагають більшого спектра стимулів, варіативності завдань та, можливо, додаткового структурованого тренерського втручання, спрямованого на навчання під специфічний тип траєкторії або рухового контексту. Таким чином, RL може розглядатися як ефективний інструмент для формування стійкої технічної бази, водночас його внесок у розвиток високої переносності навички є скоріше ситуативним і залежить від контексту тренувального процесу.

Узагальнюючи наведені спостереження, RL можна охарактеризувати як цінний елемент у системі алгоритмічного конструювання тренувальних програм, який забезпечує глибоке і довготривале закріплення навички, зростання стійкості і робастності рухової поведінки, формування індивідуально оптимізованих технічних стратегій, здатність до адаптивної модифікації техніки у процесі проб і помилок.

Отримані результати узагальнюють і поглиблюють сучасне уявлення про організацію тренувального процесу, спрямованого на формування та довготривале вдосконалення технічних дій спортсменів. Виявлено, що тренувальні програми, побудовані на засадах підкріплювального типу навчання, забезпечують суттєві переваги щодо тривалості збереження сформованих умінь та зниження негативних наслідків помилкового вибору рухової стратегії, порівняно з традиційним інструктивним тренером-орієнтованим підходом. Ці спостереження безпосередньо корелюють із результатами Magelssen та колег [1], де використання підкріплювального навчання також забезпечувало виразніший поступ і вищу стабільність технічних навичок у гірськолижників протягом часу.

У ширшому контексті проаналізовані дані узгоджуються з нейробіологічними та поведінковими висновками, які представили Abe та співавтори [10]. Дослідники показали, що отримання позитивного результату може частково компенсувати швидке згасання моторної пам'яті, характерне для деяких форм навчання, заснованих на корекції помилок. Така логіка характерна й для наведених результатів, де наголошується, що ефект тривалого збереження навичок у межах підкріплювального підходу можна трактувати як форму консолідації, залежної від підкріплювального сигналу.

Провідні положення нейронауки моторного навчання, сформульовані Izawa та Shadmehr [26], поглиблюють інтерпретацію отриманих результатів. Вони показали існування двох відносно автономних механізмів: класичного сенсорно-орієнтованого навчання на основі помилки та навчання та керованого помилкою прогнозу підкріплення, що змінює моторну політику без обов'язкового формування сенсорної репрезентації помилки. За умов, коли сенсорна інформація має низьку інформативність або неоднозначна, провідною стає саме система підкріплення, що узгоджується з представленим підходом, у якому спортсмени отримували часовий, результативний сигнал як основний чинник навчання. Це пояснює формування більш стійких технічних стратегій у підкріплювальній групі.

Суміжні прикладні дослідження також підтримують виявлені закономірності. Зокрема, у зарубіжному дослідженні, проведеному в контексті оволодіння новим руховим патерном, було показано, що використання підкріплювального механізму сприяє тривалішому збереженню набутої моторної схеми порівняно з підходом, який покладається на прямі інструкції та корекцію сенсорної помилки. Автори продемонстрували, що умови, у яких учасник отримує лише узагальнений індикатор наближення до цільової дії, стимулюють самостійне дослідження рухового простору і забезпечують кращу довготривалу стабільність навички після завершення тренування.

Водночас результати даної роботи вказують і на певні обмеження. Перевага підкріплювального навчання у довготривалому збереженні не завжди супроводжувалась кращим переносом навички на варіативні конфігурації

рухової ситуації. Аналогічні висновки простежуються у теоретичних і емпіричних роботах, де обґрунтовується, що нагорода ефективно закріплює поведінку саме в тих умовах, у яких вона була отримана, тоді як генералізація потребує структурованої варіабельності, різноманіття тренувальних ситуацій або періодичних цілеспрямованих втручань тренера. Це означає, що підкріплювальне навчання формує стійкі локальні політики, які, однак, потребують додаткових умов для трансферу на нові контексти.

Виявлене розширення набору робочих технічних варіантів, зокрема те, що помилки або субоптимальні рішення призводили до менших втрат результативності, добре узгоджується з принципами, характерними для підкріплювального навчання. Практично це означає, що такі умови заохочують спортсменів пробувати різні способи виконання дій та знаходити ті варіанти, які працюють найкраще саме для них. Натомість традиційні інструкції часто швидко закріплюють уміння на одному оптимальному зразку й тим самим знижують гнучкість у змінних ситуаціях. У підсумку представлений підхід підвищує самостійність спортсмена та його здатність ефективно перебудовувати техніку в умовах невизначеності.

Аналіз поведінкової моделі «win-stay, lose-shift» у межах даного дослідження демонструє, що прості евристики можуть визначати короткострокові рішення. Однак, як показують стратегії, представлені Westerman та співавторами, ці евристичні механізми здатні паралельно співіснувати з довготерміновими процесами підкріплення, формуючи багаторівневу систему прийняття рішень. Це важливо враховувати під час проєктування тренувальних програм: швидкі сигнали зворотнього зв'язку впливають на негайний вибір, тоді як формування стабільної ефективності технічних стратегій потребує накопичених повторених взаємодій.

З позиції поставленої мети - розроблення концептуальних і алгоритмічних засад побудови тренувальних програм для оптимізації технічних дій - отримані результати дозволяють уточнити ключові принципи конструювання таких програм. По-перше, алгоритмічні моделі мають поєднувати автономність вибору спортсмена з чітким і швидким результатом. По-друге, варіабельність умов повинна бути інтегрованим елементом, що забезпечує закріплення навички. По-третє, інструктивні втручання тренера доцільні як періодичні корекції напрямку освоювання рухових рішень, але не як домінантний механізм навчання. Таким чином, результати представленого аналізу формують фундамент для алгоритмізації тренувального процесу й дозволяють вибудовувати моделі, що гармонійно поєднують підкріплювальні механізми, структуроване різноманіття та науково обґрунтовані засоби модерації.

Таким чином, наведена стратегія формує цілісну тренувальну картину: підкріплювальні принципи навчання значно посилюють довготривале збереження рухових навичок і розширюють адаптивний репертуар стратегій спортсмена. Проте для досягнення ефективного переносу та стійкого вдосконалення технічних дій необхідно інтегрувати підкріплювальні механізми з науково обґрунтованим модулюванням варіабельності та раціонально дозованими інструктивними впливами. Саме така комбінована модель є логічним напрямом подальшого розвитку алгоритмічних тренувальних програм і відповідає поставленій меті дослідження.

Висновки. Проведений систематичний аналіз сучасних концепцій моторного навчання, алгоритмізації тренувального процесу та структурованих підходів до вдосконалення технічних дій спортсменів засвідчив зростання ролі алгоритмічних моделей у побудові ефективних тренувальних програм. Отримані теоретичні узагальнення вказують, що перехід від традиційних інструктивних методик до алгоритмізованих систем, які поєднують автономність спортсмена, оперативний результативний зворотний зв'язок, варіативність рухового середовища та індивідуалізацію рішень, є закономірним етапом розвитку сучасної спортивної підготовки. Особливе значення має навчання на основі підкріплення, яке сприяє формуванню глибших та стабільніших моторних репрезентацій, розширює технічний репертуар спортсмена, підвищує стійкість виконання у змінних умовах та зменшує негативні наслідки помилкового вибору рухової стратегії. Разом із тим аналіз підтвердив, що для забезпечення високого рівня переносу сформованих технічних дій на нові ситуації необхідною є інтеграція підкріплювальних механізмів з варіативністю навчальних завдань і раціональними тренерськими корекціями. Таким чином, отримані результати дозволяють стверджувати, що алгоритмічні моделі, побудовані на поєднанні принципів навчання з підкріпленням, структурованої варіабельності та науково обґрунтованих модерацій, становлять концептуально цілісну основу для створення сучасних тренувальних програм, здатних забезпечити стійке, індивідуалізоване й ефективне вдосконалення технічних дій спортсменів.

Перспективи подальших досліджень. Системний аналіз сучасних теоретичних підходів та інтеграція актуальних наукових даних з питань механізмів формування і оптимізації рухових навичок практику підготовки спортсменів у гігантському слаломі сприятиме підвищенню рівня фізичної та технічної готовності спортсменів та створює підґрунтя демонстрації високих і стабільний результатів у змаганнях.

Reference

1.Magelssen, C., Gilgien, M., Tajet, S. L., Losnegard, T., Haugen, P., Reid, R., & Frömer, R. (2024). Reinforcement learning enhances training efficiency in high-performance athletes. bioRxiv. https://doi.org/10.1101/2024.04.22.590558

2.Wulf, G., & Lewthwaite, R. (2016). Optimizing performance through intrinsic motivation and attention for learning: The OPTIMAL theory of motor learning. Psychonomic bulletin & review, 23(5), 1382–1414. https://doi.org/10.3758/s13423-015-0999-9

3.Otte, F. W., Millar, S. K., & Klatt, S. (2019). Skill Training Periodization in "Specialist" Sports Coaching-An Introduction of the "PoST" Framework for Skill Development. Frontiers in sports and active living, 1, 61. https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00061

4.Xiao, W., Bu, T., Zhang, J., Cai, H., Zhu, W., Bai, X., Zhang, L., & Geok, S. K. (2025). Effects of functional training on physical and technical performance among the athletic population: a systematic review and narrative synthesis. BMC sports science, medicine & rehabilitation, 17(1), 2. https://doi.org/10.1186/s13102-024-01040-y

5.Adamchuk, V., Shchepotina, N., Kostiukevych, V., Shynkaruk, O., Mitova, O., Didyk, T., Dmytrenko, S., & Kulchytska, I. (2022). Developing an Algorithm for Building Individual Training Programs for Highly Qualified Multi-Sport Athletes at the Stage of Direct Preparation for Winter Season Competitions. Physical Education Theory and Methodology, 22(4), 500–509. https://doi.org/10.17309/tmfv.2022.4.07

6.Shchepotina, N. (2019). Training process construction of the qualified volleyball women players in the preparatory period of two-cycle system of the annual training on the basis of model training tasks. Journal of Physical Education and Sport. https://doi.org/10.7752/JPES.2019.S2063

7.Jaszczur-Nowicki, J., Romero-Ramos, O., Rydzik, Ł., Ambroży, T., Biegajło, M., Nogal, M., Wiśniowski, W., Kruczkowski, D., Łuszczewska-Sierakowska, I., & Niźnikowski, T. (2021). Motor Learning of Complex Tasks with Augmented Feedback: Modality-Dependent Effectiveness. International Journal of Environmental Research and Public Health, 18(23), 12495. https://doi.org/10.3390/ijerph182312495

8.Haar, S., & Donchin, O. (2020). A Revised Computational Neuroanatomy for Motor Control. Journal of cognitive neuroscience, 32(10), 1823–1836. https://doi.org/10.1162/jocn_a_01602

9.Koester D. (2023). The (cognitive) future of motor control and learning. Frontiers in sports and active living, 5, 1181808. https://doi.org/10.3389/fspor.2023.1181808

10. Abe, M., Schambra, H., Wassermann, E. M., Luckenbaugh, D., Schweighofer, N., & Cohen, L. G. (2011). Reward improves long-term retention of a motor memory through induction of offline memory gains. Current biology : CB, 21(7), 557–562. https://doi.org/10.1016/j.cub.2011.02.030

11. Kunavar, T., Cheng, X., Franklin, D. W., Burdet, E., & Babič, J. (2023). Explicit learning based on reward prediction error facilitates agile motor adaptations. PloS one, 18(12), e0295274. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0295274

12. Yeremenko, O., Edelev, O., Dragunov, L., & Ulan, A. (2025). Interdisciplinary approach to physical and technical training in giant slalom: european experience and prospects of implementation in Ukraine. Scientific Journal of the Dragomanov Ukrainian State University. Series 15, (10(197), 87-91. https://doi.org/10.31392/UDU-nc.series15.2025.10(197).14

13. Foscan, M., Luparia, A., Molteni, F., Bianchi, E., Gandelli, S., Pagliano, E., & Fedrizzi, E. (2024). Development of a Play-Based Motor Learning Approach (A.MO.GIOCO) in Children with Bilateral Cerebral Palsy: Theoretical Framework and Intervention Methodology. Children, 11(1), 127. https://doi.org/10.3390/children11010127

14. Levac, D., Driscoll, K., Galvez, J., Mercado, K., & O'Neil, L. (2017). OPTIMAL practice conditions enhance the benefits of gradually increasing error opportunities on retention of a stepping sequence task. Human movement science, 56(Pt B), 129–138. https://doi.org/10.1016/j.humov.2017.10.017

15. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement learning: An introduction (2nd ed.). The MIT Press. https://psycnet.apa.org/record/2019-19679-000

16. Zhang, Y., Chen, J., You, T., Zhang, Y., Liu, Z., & Du, C. (2024). Energy-aware optimization of connected and automated electric vehicles considering vehicle-traffic nexus. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 71(1), 282–293. https://doi.org/10.1109/TIE.2023.3245204

17. Omura, L., Fukashiro, S., & Yoshioka, S. (2021). Explaining "What for" in Motion Analysis Research: A Proposal for a Counterfactual Framework That Is Slightly Different From the Theory of Causation. Frontiers in sports and active living, 3, 699322. https://doi.org/10.3389/fspor.2021.699322

18. O'Doherty, J. P., Lee, S. W., & McNamee, D. (2015). The structure of reinforcement-learning mechanisms in the human brain. Current Opinion in Behavioral Sciences, 1, 94–100. https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2014.10.004

19. Terven, J. (2025). Deep Reinforcement Learning: A Chronological Overview and Methods. AI, 6(3), 46. https://doi.org/10.3390/ai6030046

20. Margaret Thompson, I., Warner, M., Hudson, D., Banks, J., & Logan, O. (2022). Coaching practices to develop underwater fly kick performance in swimming training. International Journal of Sports Science & Coaching, 17(5), 984-998. https://doi.org/10.1177/17479541221101598

21. Pietraszewski, P., Terbalyan, A., Roczniok, R., Maszczyk, A., Ornowski, K., Manilewska, D., Kuliś, S., Zając, A., & Gołaś, A. (2025). The Role of Artificial Intelligence in Sports Analytics: A Systematic Review and Meta-Analysis of Performance Trends. Applied Sciences, 15(13), 7254. https://doi.org/10.3390/app15137254

22. Paunov, A., L'Hôtellier, M., Guo, D., He, Z., Yu, A., & Meyniel, F. (2024). Multiple and subject-specific roles of uncertainty in reward-guided decision-making. bioRxiv : the preprint server for biology, 2024.03.27.587016. https://doi.org/10.1101/2024.03.27.587016

23. Babič, J., Kunavar, T., Oztop, E., & Kawato, M. (2025). Success-efficient/failure-safe strategy for hierarchical reinforcement motor learning. PLoS computational biology, 21(5), e1013089. https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1013089

24. Jahanian-Najafabadi, A., & Davoodi, E. (2025). Oscillatory dynamics of motor learning across adulthood life span: a systematic review. Frontiers in aging neuroscience, 17, 1646172. https://doi.org/10.3389/fnagi.2025.1646172

25. Worthy, D. A., & Maddox, W. T. (2014). A Comparison Model of Reinforcement-Learning and Win-Stay-Lose-Shift Decision-Making Processes: A Tribute to W.K. Estes. Journal of mathematical psychology, 59, 41–49. https://doi.org/10.1016/j.jmp.2013.10.001

Стаття надійшла до редакції / Received 12.04.2026
Прийнята до друку / Accepted 23.04.2026
Опубліковано / Published 29.05.2026