

УДК 378.016:796.011.3:612.172-057.875 (045)

Приймак С. Г.

ORCID <http://orcid.org/0000-0003-3911-7081>

Scopus–Author ID 55873000300

Кандидат наук з фізичного виховання і спорту, доцент,
доцент кафедри біологічних основ фізичного виховання, здоров'я і спорту,
Національний університет «Чернігівський колегіум» імені Т. Г. Шевченка
(Чернігів, Україна) E-mail: Spriiimak1972@gmail.com

Радзівський В. П.

ORCID <http://orcid.org/0000-0002-7771-826X>

Кандидат педагогічних наук,
старший викладач кафедри фізичного виховання та здоров'я,
Національний медичний університет імені О. О. Богомольця
(Київ, Україна) E-mail: 2301050vr@gmail.com

ПРОГНОЗУВАННЯ УСПІШНОСТІ ПРОФЕСІЙНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ БОКСЕРІВ

Мета роботи: визначення особливостей морфофункціонального стану систем організму боксерів у прогнозуванні їх успішності.

Наукова новизна. Застосування складних інструментів аналізу дозволяє виявити особливості, які не можуть бути визначені при описових статистичних методах інтерпретації даних. Критерії морфофункціонального забезпечення спортивної діяльності відповідно до методології штучного інтелекту дозволяють зменшити витратну частину підготовки атлета-боксера і досягнути високого рівня досягнень у спорті.

Методологія. У дослідженні взяло участь атлети чоловічої статі у віці 19-21 років ($n=30$), які входять до основного складу збірної команди Чернігівської області з боксу.

Методи дослідження: теоретичний аналіз і узагальнення літературних джерел; методи функціональної діагностики; методи моделювання; педагогічний експеримент; методи математичної статистики.

Висновки. Атлети виокремлюються за 4 найвпливовішими ознаками, які з високою вірогідністю диференціюють їх за кваліфікацією, зокрема: варіаційний розмах кардіоінтервалів $N-N$ (ΔX , с) та діастолічний артеріальний тиск ($AT_{\text{діаст.}}$, мм рт. ст.) безпосередньо після виконання проби PWC_{170} , відносна потужність 1-го навантаження при виконанні проби PWC_{170} , розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуваного (N_1 , $\text{кГм}\cdot\text{хв}^{-1}\cdot\text{кг}^{-1}$), відносна сила прямого удару лівою рукою, розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуваного ($F_{\text{відн. л. ум. од.}}$). Розроблені рівняння з застосуванням методів машинного навчання (дерева розв'язків) і логістичної лінійної регресії, дозволили створити прогнозні моделі з метою ідентифікації боксерів відповідно до кваліфікації (висококваліфіковані, середньокваліфіковані, низькокваліфіковані).

Ключові слова: штучний інтелект, логістична регресія, бокс.

Постановка проблеми. Актуальність роботи. Функціями штучного інтелекту є розробка і впровадження методів комп'ютерного моделювання для реалізації різноспрямованих завдань у різних галузях науки та техніки. Застосування складних інструментів аналізу дозволяє виявити особливості, які не можуть бути визначені при описових статистичних методах інтерпретації даних. Методи штучного інтелекту останнім часом мають застосування у забезпеченні управління складними кібернетичними системами, пов'язаними з підготовкою фахівців з фізичного виховання і спорту [2, 230–233; 3, 19–31]. Зокрема, складні методи машинного навчання і інтелектуальний аналіз даних у фізичній культурі та спортивній аналітиці мають місце для обґрунтування прийняття рішень з різноспрямованих аспектів спортивно-педагогічної діяльності [9, 131–140].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Ретроспективний аналіз досліджуваного питання вказує на різноплановий підхід до моделювання морфофункціонального стану організму спортсменів різних видів спорту. Зокрема, в окремих роботах розглядаються питання: моделювання параметрів серцевого ритму для оцінки працездатності бігунів і велосипедистів на тренувальних заняттях [8]; моделювання фізіологічних процесів, які впливають на фізичну працездатність при підготовці легкоатлетів-стаєрів і велосипедистів [5, 367–375]; розробки методів кількісної оцінки педагогічного

впливу при виконанні фізичних навантажень [6, 16]; оптимізації швидкості руху велосипедистів, детермінованої режимом енергозабезпечення тренувальних та змагальних навантажень [4, 1615–1636]; розробки методів кількісної оцінки педагогічного впливу у вигляді фізичних навантажень [6, 16]; енергозабезпечення ігрової діяльності волейболістів [1, 115–134]. Разом з тим, в даних роботах не розглянуто структуру та моделі фізичного стану організму боксерів відповідно до кваліфікації з застосуванням інтелектуального аналізу даних. В літературі майже відсутні дані щодо обумовленості морфофункціонального стану систем організму боксерів, що забезпечують успішність у професійній діяльності, що обумовлює наукову новизну і актуальність наукового пошуку.

Мета, методи та організація дослідження

Мета – визначення особливостей морфофункціонального стану систем організму боксерів у прогнозуванні їх успішності.

Методологія. У дослідженні взяло участь атлети чоловічої статі у віці 19-21 років ($n=30$), які входять до основного складу збірної команди Чернігівської області з боксу і є студентами факультету фізичного виховання Національного університету «Чернігівський колегіум» імені Т. Г. Шевченка. Для класифікації атлетів різних груп СПУ застосовано метод машинного навчання, зокрема дерево розв'язків та використано алгоритм CART (Classisacation & Regression Trees) реалізований в пакеті scikit-learn (v. 0.19.1) [8, 18]. За допомогою даного методичного підходу побудовано дерево розв'язків, виявлені показники, які впливають на диференціацію боксерів відповідно до кваліфікації. Головною перевагою даного методу є те, що при побудові дерева розв'язків алгоритм деталізує інформативність кожного показника, визначає найінформативніші з точки зору прогнозування значень цільової ознаки. У порівнянні з багатьма алгоритмами машинного навчання, дерева розв'язків мають істотні переваги, зокрема: отримана модель може бути візуалізована і відсутня необхідність масштабування даних [8, 100]. Оскільки кожна ознака обробляється окремо, а можливі розбиття даних не залежать від масштабування, алгоритми дерев розв'язків не потребують нормалізації або стандартизації ознак при попередній обробці даних.

З метою розробки лінійних моделей, які дозволяють диференціювати атлетів за інтегруючою ознакою, застосовано метод мультикласової логістичної регресії, який є адекватним поставленому завданню, оптимальним алгоритмом лінійної класифікації, реалізованої в класі `linear model. LogisticRegression` [8, 72]. Методологічний прийом, що дозволяє поширити алгоритм бінарної класифікації при мультикласовій класифікації має назву «один проти інших» (*one-vs.-rest*) [8, 78]. Застосовуючи бінарний класифікатор для кожного класу, маємо змогу отримати один вектор коефіцієнтів (w) і одну константу (b) за кожним класом [8, 79]:

$$k = w \times x + b,$$

де k – цільова функція (класифікатор), w – матриця коефіцієнтів логлінійного регресійного рівняння, b – вільний член логлінійного регресійного рівняння.

Клас, який отримує найбільше значення згідно формули, і є інтегральним показником окремої диференціюючої ознаки.

Побудова моделей здійснювалась з використанням мови Python (v. 3.6.3 Anaconda custom). Для лінійних моделей мультикласової класифікації використовувався алгоритм `linear model.Logistic Regression` реалізований в пакеті scikit-learn (v. 0.19.1) [8, 72]. Оскільки модель є лінійною, відібрані ознаки було стандартизовано. Для кожної ознаки середнє становить «0», а дисперсія «1», що дозволило забезпечити однаковість масштабування ознак [8, 149].

Визначався рівень кореляційної залежності (за Пірсоном) між предикторами регресійних рівнянь, що дозволило виявити їх взаємозалежність. Наявність вірогідного взаємозв'язку, при якому $p \leq 0,05-0,001$, забезпечує включення до моделі тільки одного компоненту кореляційної пари. З метою оцінки якості класифікації розраховано точність, повноту, інтегральну ознаку значущості запропонованих моделей (F -міра) та матрицю помилок [8, 305]. Оскільки точність (Precision) і повнота (Recall) розроблених моделей є метриками для оцінки класифікаторів, розраховано відповідні коефіцієнти залежно від виокремленого класу (кваліфікації).

Інтегральною ознакою значущості запропонованих моделей є F -міра, яка є гармонічним середнім між точністю і повнотою та свідчить про відповідність прогнозованого результату експертній оцінці успішності професійної діяльності боксерів [8, 304].

Оскільки предиктори регресійних рівнянь знаходяться у різних діапазонах кількісних значень виконано процедуру стандартизації, яка дозволила усунути додатковий вплив на інтегральний показник і призвести до хибних висновків. Дана процедура реалізується за формулою:

$$z = \frac{x - a}{s},$$

де z – стандартизоване значення ознаки; a – середнє арифметичне предиктора; s – виправлена вибіркова дисперсія.

Дані ітерації з підготовки даних дозволили отримати моделі-класифікатори для визначення успішності професійної діяльності боксерів.

Результати дослідження. У результаті проведеного аналізу на підставі застосування дерева розв'язків виявлено, що із загального об'єму показників виокремлено 4 найвпливовіші ознаки, які з високою вірогідністю диференціюють атлетів за кваліфікацією, умовно означених як «висококваліфіковані», «середньокваліфіковані» та «низькокваліфіковані» та домінуванням енергетичного забезпечення реалізації діяльності, зокрема: варіаційний розмах кардіоінтервалів N-N (ΔX , с) та діастолічний артеріальний тиск ($AT_{\text{діаст.}}$, мм рт. ст.) безпосередньо після виконання проби PWC_{170} , відносна потужність 1-го навантаження при виконанні проби PWC_{170} , розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуемого (N_1 , $\text{кг}\cdot\text{хв}^{-1}\cdot\text{кг}^{-1}$), відносна сила прямого удару лівою рукою, розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуемого ($F_{\text{відн. л.}}$, ум. од.).

Кореляційна взаємозалежність між предикторами регресійних рівнянь вказує на відсутність взаємозв'язку, що дозволяє їх застосовувати для прогнозування інтегрального показника відповідно до кваліфікації (табл. 1).

Таблиця 1

Взаємозв'язок предикторів регресійних рівнянь боксерів (n = 30)

Показник	$F_{\text{відн. л.}}$, ум. од.	$\Delta X_{\text{PWC}_{170}}$, с	$AT_{\text{діаст.}}$ – PWC_{170}	N_1 , $\text{кг}\cdot\text{хв}^{-1}\times\text{кг}^{-1}$
$F_{\text{відн. л.}}$, ум. од.	1,000			
$\Delta X_{\text{PWC}_{170}}$, с	0,126	1,000		
$AT_{\text{діаст.}}$ – PWC_{170} , мм рт. ст.	0,034	-0,169	1,000	
N_1 , $\text{кг}\cdot\text{хв}^{-1}\times\text{кг}^{-1}$	-0,158	-0,007	0,104	1,000

Застосування мультикласової класифікації дозволило отримати логістичні лінійні моделі, які диференціюють боксерів відповідно до інтегрального показника:

$$K_1 = -1,25524977 + (-0,04711422 \times F_{\text{відн. л.}}) + (-0,21781907 \times \Delta X_{\text{PWC}_{170}}) + (-0,17060445 \times AT_{\text{діаст.}}\text{PWC}_{170}) + (1,27496272 \times N_1); \quad (1)$$

$$K_2 = -0,78050545 + (0,59844352 \times F_{\text{відн. л.}}) + (1,31311414 \times \Delta X_{\text{PWC}_{170}}) + (0,78407426 \times AT_{\text{діаст.}}\text{PWC}_{170}) + (0,2491303 \times N_1); \quad (2)$$

$$K_3 = -0,2932951 + (-0,4550698 \times F_{\text{відн. л.}}) + (-1,45797938 \times \Delta X_{\text{PWC}_{170}}) + (-0,60108779 \times AT_{\text{діаст.}}\text{PWC}_{170}) + (-1,36444905 \times N_1). \quad (3)$$

де K_1 – інтегральний показник для ідентифікації висококваліфікованих боксерів, K_2 – інтегральний показник для ідентифікації середньокваліфікованих боксерів, K_3 – інтегральний показник для ідентифікації низькокваліфікованих боксерів. $\Delta X_{\text{PWC}_{170}}$ – варіаційний розмах кардіоінтервалів N-N (с) після виконання проби PWC_{170} (стандартизований показник); $AT_{\text{діаст.}}\text{PWC}_{170}$ – діастолічний артеріальний тиск (мм рт. ст.) після виконання проби PWC_{170} (стандартизований показник); N_1 – відносна потужність 1-го навантаження при виконанні проби PWC_{170} ($\text{кг}\cdot\text{хв}^{-1}\times\text{кг}^{-1}$), розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуемого (стандартизований показник); $F_{\text{відн. л.}}$ – відносна сила прямого удару лівою рукою (ум. од.), розрахованої на 1 кг маси тіла досліджуемого (стандартизований показник).

Клас, який отримує найбільше значення за формулою, є інтегральним показником окремої диференційованої ознаки. Виокремлення боксерів відповідно до інтегральної ознаки дозволяє з високою вірогідністю диференціювати їх за підгрупами «висококваліфіковані», «середньокваліфіковані» та «низькокваліфіковані». Найбільша точність прогнозу спостерігається у підгрупі низькокваліфікованих, яка становить 92,00%, що забезпечує високу прогностичну цінність позитивного результату у підгрупі даної кваліфікації (табл. 2). Повнота моделі, аналогічно точності, вказує на абсолютний рівень відповідності експертних оцінок прогнозу (100 %) (табл. 2). F-міра, як інтегральна ознака значущості запропонованих моделей, знаходиться в межах 80,00-96,00 %, що забезпечує 88,00 % відповідність прогнозованого результату експертній оцінці успішності боксерів (табл. 2).

Таблиця 2

Якісні показники прогностичної цінності позитивного результату боксерів

Клас	Точність	Повнота	F-міра	Підтримка	Експертна оцінка	Δ
Висококваліфіковані «1»	0,83	0,83	0,83	6	5	-1
Середньокваліфіковані «2»	0,86	0,75	0,80	8	6	-2
Низькокваліфіковані «3»	0,92	1,00	0,96	12	12	0
avg/total	0,88	0,88	0,88	26	23	-3

Загальна точність моделі становить 88,5 %, що вказує на високу пояснюючу адекватність моделі і достатньо точно описує класифікацію боксерів відповідно до їх кваліфікації. Фактична кількість осіб, віднесених до підгрупи «висококваліфіковані» становить 6, з яких один – повинен бути ідентифікований як «середньокваліфікований». Клас, який ідентифікує середньокваліфікованих боксерів у 6 випадках з 8 їх спрогнозовано відповідно, один має функціональні можливості, притаманні для висококваліфікованих, один – для низькокваліфікованих. Відповідність підгрупи низькокваліфікованих боксерів є абсолютною і вказує на високу точність і правильність прогнозу (рис. 2).

Фактична мітка класу	ВК	5	1	0
	СК	1	6	1
	НК	0	0	12
		ВК	СК	НК
		Спрогнозована мітка класу		

Рис. 2. Матриця помилок для класифікації боксерів відповідно до кваліфікації

Примітка: за фактичною (вертикальна шкала) та прогнозованою (горизонтальна шкала) мітками класу:

- ВК** – висококваліфіковані боксери;
- СК** – середньокваліфіковані боксери;
- НК** – низькокваліфіковані боксери.

Розроблені рівняння з застосуванням методів машинного навчання (дерева розв'язків) і логістичної лінійної регресії, дозволили створити прогностичні моделі з метою ідентифікації боксерів відповідно до кваліфікації. Наприклад, атлет N має наступні показники варіаційного розмаху кардіоінтервалів N-N ($\Delta X_{PWC_{170}}$, с) і діастолічного артеріального тиску ($AT_{діаст. PWC_{170}}$, мм рт. ст.), безпосередньо, після виконання проби PWC_{170} , відносну потужність 1-го навантаження при виконанні проби PWC_{170} , розрахованою на 1 кг маси тіла досліджуемого (N_1 , $кг \cdot м \cdot хв^{-1} \times кг^{-1}$), відносну силу прямого удару лівою рукою, розрахованою на 1 кг маси тіла досліджуваного ($F_{відн. л.}$, ум. од.) (табл. 3).

Таблиця 3

Абсолютні значення предикторів боксера N для прогнозу кваліфікації

Показник	$F_{відн. л.}$ кг	$\Delta X_{PWC_{170}}$ с	$AT_{діаст. PWC_{170}}$ мм рт. ст.	N_1 $кг \cdot м \cdot хв^{-1} \times кг^{-1}$
x	1,71	0,08	86,00	8,50
a	1,542308	0,102308	89,15385	7,019615
s	0,352003	0,063075	9,106887	1,556119

Після процедури стандартизації предиктори мають такі значення (табл. 4).

Таблиця 4

Стандартизовані значення предикторів боксера N для прогнозу кваліфікації

Показник	$F_{\text{відн. Л,}} \text{ кг}$	$\Delta X_{\text{PWC}_{170,}} \text{ с}$	$AT_{\text{діаст. PWC}_{170,}} \text{ мм. рт. ст.}$	$N_1, \text{ кг} \cdot \text{м} \cdot \text{хв}^{-1} \cdot \text{кг}^{-1}$
z	0,476393869	-0,353669056	-0,346314418	0,951330943

Відповідно до формул (1-3) з урахуванням стандартизації даних (табл. 4) отримуємо такі інтегральні показники **диференціюючих ознак**:

$$K_1 = -1,25524977 + (-0,04711422 \times \overbrace{0,476393869}^{F_{\text{відн. Л}}}) + (-0,21781907 \times \overbrace{-0,353669056}^{\Delta X_{\text{PWC}_{170}}}) + (-0,17060445 \times \overbrace{-0,346314418}^{AT_{\text{діаст. PWC}_{170}}}) + (1,27496272 \times \overbrace{0,951330943}^{N_1}) = \mathbf{0,071335437};$$

$$K_2 = -0,78050545 + (0,59844352 \times \overbrace{0,476393869}^{F_{\text{відн. Л}}}) + (1,31311414 \times \overbrace{-0,353669056}^{\Delta X_{\text{PWC}_{170}}}) + (0,78407426 \times \overbrace{-0,346314418}^{AT_{\text{діаст. PWC}_{170}}}) + (0,2491303 \times \overbrace{0,951330943}^{N_1}) = \mathbf{-0,994349323};$$

$$K_3 = -0,2932951 + (-0,4550698 \times \overbrace{0,476393869}^{F_{\text{відн. Л}}}) + (-1,45797938 \times \overbrace{-0,353669056}^{\Delta X_{\text{PWC}_{170}}}) + (-0,60108779 \times \overbrace{-0,346314418}^{AT_{\text{діаст. PWC}_{170}}}) + (-1,36444905 \times \overbrace{0,951330943}^{N_1}) = \mathbf{-1,084322604}.$$

Оскільки у даному випадку: $\max \{K_1; K_2; K_3\} = \max \{0,071335437; -0,994349323; -1,084322604\} = 0,071335437$, атлет класифікується за класом «1» (K_1), як висококваліфікований, що співпадає з результатами експертної оцінки.

Висновки. Розроблені рівняння з застосуванням методів машинного навчання (дерева розв'язків) і логістичної лінійної регресії, дозволили створити прогнозні моделі з метою ідентифікації боксерів відповідно до кваліфікації. Перспективними є дослідження, спрямовані на визначення успішності спортивно-педагогічної діяльності відповідно до енергетичного забезпечення тренувальних і змагальних навантажень боксерів.

References

- Носко М. О., Данілов О. О., Маслов В. М. Особливості проведення тренувального процесу при заняттях зі студентами у групах спортивного удосконалення: (спортивні ігри). Фізичне виховання і спорт у вищих навчальних закладах при організації кредитно-модульної технології : підруч. для каф. фіз. вихов. та спорту ВНЗ. Київ, 2011. С. 115–134.
Nosko M. O., Danilov O. O., Maslov V. M. (2011). Osoblyvosti provedennia trenuvalnoho protsesu pry zaniattiakh zi studentamy u hrupakh sportyvnoho udoskonalennia: (sportyvni ihry). [Features of conducting a training process during classes with students in sports improvement groups: (sports games)]. *Fizychnye vykhovannia i sport u vyshchyykh navchalnykh zakladakh pry orhanizatsii kredytno-modulnoi tekhnolohii : pidruch. dlia kaf. fiz. vykhov. ta sportu VNZ. – Physical education and sports in higher educational establishments under organization of credit-module technology.* Kyiv, Ukraine: 115–134.
- Приймак С. Г., Заворотинський А. В. Дерева рішень та їх застосування для класифікації студентів різних груп спортивно-педагогічного вдосконалення. *Збірник наукових праць «Педагогічні науки»*. Херсон: Гельветика, 2018. Вип. LXXXII. Том 3. С. 230–233.
Priymak, S. G., Zavorotyynskiy, A. V. (2018). Dereva rishen ta yikh zastosuvannia dlia klasyfikatsii studentiv riznykh hrup sportyvno-pedahohichnoho vdoskonalennia. [Classification tree and their application for classification of students of various groups of sports and pedagogical improvement]. *Zbirnyk naukovykh prats "Pedahohichni nauky". – Scientific Herald of Kherson State University, Series Pedagogical Sciences,* Kherson, Ukraine: Helvetica, LXXXII, Vol. 3, 230–233.

3. Приймак Сергій. Енергозабезпечення ігрової діяльності студентів, які спеціалізуються у волейболі. *Фізична активність, здоров'я і спорт*. 2017. № 4 (30). Львів : ЛДУФК. С. 19–31.
Pryimak, Serhij. (2017). Enerhozabezpechennia ihrovoi diialnosti studentiv, yaki spetsializuiutsia u voleiboli. [Energy supply of game activity of the students specializing in volleyball]. *Fizychna aktyvnist, zdorovia i sport*. – *Physical activity, health and sport*, 4 (30), 19–31.
4. Aftalion, A., Bonnans, J. F. (2014). Optimization of running strategies based on anaerobic energy and variations of velocity. *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 74 (5), 1615–1636.
5. Alonso, F., Caraça-Valente, J. P., González, A. L., Montes, C. (2002). Combining expert knowledge and data mining in a medical diagnosis domain. *Expert Systems with Applications*, 23 (4), 367–375.
6. Churchill, T. (2014.) Modelling athletic training and performance : a hybrid artificial neural network ensemble approach. [PhD Thesis]. University of Canberra, 238.
7. Dimitri de Smet, Marc Francaux, Julien M. Hendrickx and Michel Verleysen (2016). Heart rate modelling as a potential physical fitness assessment for runners and cyclists. *Proceedings of the Machine Learning and Data Mining for Sports Analytics Workshop at ECML/PPKD (Riva del Garda, Italy, September, 19–23)*.
8. Müller, A., Guido, S. (2017). Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists. *O'Reilly*, 392 p.
9. Wicker, P., Breuer, C. (2010). Analysis of problems using Data Mining techniques – Findings from sports clubs in Germany. *European Journal for Sport and Society*, 7(2), 131–140.

Pryimak S.

ORCID <http://orcid.org/0000-0003-3911-7081>

Scopus-Author ID 55873000300

PhD in Physical Training and Sports

Associate Professor of the Department of Biology, Health and Sport

T. H. Shevchenko National University «Chernihiv Colehium»

(Chernihiv, Ukraine) E-mail: Sprimak1972@gmail.com

Radzievski V.

ORCID <http://orcid.org/0000-0002-7771-826X>

PhD in pedagogical Sciences,

Senior lecturer of the department of physical education and Health

Bogomolets National Medical University

(Kiev, Ukraine) E-mail: 2301050vr@gmail.com

PREDICTION OF THE SUCCESS OF PROFESSIONAL ACTIVITY OF BOXERS

Article's purpose: to determine the characteristics of the morphofunctional state of the boxer's body systems in predicting their success.

Scientific novelty. The use of complex analysis tools allows you to identify features that cannot be determined with descriptive statistical methods of data interpretation. The criteria for the morphofunctional support of sports activities in accordance with the methodology of artificial intelligence can reduce the costly part of training an athlete-boxer and achieve high achievements in sports.

Methodology. The study involved male athletes aged 19-21 years ($n = 30$), who are part of the main team of the Chernihiv region boxing team.

Research methods: theoretical analysis and generalization of literary sources; functional diagnostic methods; modeling methods; pedagogical experiment; methods of mathematical statistics.

Conclusions. Athletes are distinguished by 4 influential signs, they are highly likely to differentiate students in accordance with their qualifications, in particular: variability range of cardio intervals $N-N (\Delta X, s)$ and diastolic blood pressure immediately after the PWC_{170} test, relative power of the 1st load when performing the PWC_{170} test, calculated per 1 kg of body weight subject ($N_1, kGm \cdot min^{-1} \cdot kg^{-1}$), the relative strength of a direct blow with his left hand, calculated on 1 kg of body weight of the subject. The developed equations using machine learning methods (decision trees) and logistic linear regression, allowed us to create predictive models to identify boxing students in accordance with their qualifications (highly qualified, moderate, low skilled).

Key words: artificial intelligence, logistic regression, boxing.

Стаття надійшла до редакції 20.09.2019 р.

Рецензент: доктор педагогічних наук, професор О. К. Проніков