

УДК 531/534: [57+61]

## СОЗДАНИЕ ИНДИВИДУАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ТЕХНИКИ ПРЫЖКА В ВЫСОТУ НА ОСНОВЕ КАСКАДНОЙ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ СЕТИ С ЦЕЛЬЮ ОПТИМИЗАЦИИ ТРЕНИРОВОЧНОГО ПРОЦЕССА

И.Ю. Кривецкий<sup>1</sup>, Г.И. Попов<sup>1</sup>, Н.С. Безруков<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Кафедра естественно-научных дисциплин Российского государственного университета физической культуры, спорта, молодёжи и туризма, 105122, Россия, Москва, Сиреневый бульвар, 4, e-mail: hijumper@mail.ru, gpopovhome@rambler.ru

<sup>2</sup> Кафедра автоматизации производственных процессов и электротехники Амурского государственного университета, 675027, Россия, Благовещенск, Игнатьевское шоссе, 21, e-mail: bezrukow@mail.ru

**Аннотация.** Проведено моделирование систем прогнозирования успешности прыжка в высоту и техничного преодоления планки на основе каскадной нейронечеткой сети в пакете *Medical Toolbox*. Кинематические характеристики прыжка в высоту измерены с помощью программы видеоанализа *Dartfish* (Швейцария) при обработке видеоматериала 92 прыжков в высоту с разбега, отснятого с двух скоростных видеокамер. Система прогнозирования состоит из блока предобработки и блока нейронечеткого вывода. Блок предобработки реализуется в виде экспоненциальной функции для каждого входного сигнала и служит для обеспечения равнозначности преобразованных данных по диапазону и распределению. Блок нейронечеткого вывода представляет собой сходящуюся древовидную структуру из четырех слоев с узлами, в каждом из которых находятся гибридная сеть с архитектурой *ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System)*. Интерфейс программы позволяет путем изменения входных данных моделировать условия, при которых спортсмен совершит успешный прыжок.

**Ключевые слова:** прыжки в высоту, биомеханика, моделирование, дискриминантное уравнение, каскадная нейронечеткая сеть.

### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время субъективно-интуитивный подход тренера к программированию и реализации подготовки спортсменов все больше подкрепляется научно обоснованным технологичным подходом к построению тренировочного процесса [2]. Внедрение результатов моделирования биомеханики спортивных локомоций представляет собой перспективное направление методики спортивной тренировки легкоатлетов. Биомеханические и педагогические подходы к разработке и внедрению автоматизированных систем управления в практику учебно-тренировочной деятельности создают условия для более полного учета индивидуальных особенностей и возможностей спортсменов, проявляющихся у них в каждый конкретный момент этой деятельности. Их использование позволяет более рационально управлять основными параметрами нагрузки, устранить диспропорцию тренирующих воздействий и ответной реакции организма, обеспечивает создание и реализацию уникальных возможностей для подлинной индивидуализации учебно-тренировочного процесса [6].

С точки зрения биомеханики спортивных движений прыжок в высоту представляет собой весьма сложную биомеханическую структуру. Ее моделирование с помощью системы уравнений представляет значительные трудности в связи с большим количеством степеней свободы движения звеньев тела, кинематические характеристики которых существенно меняются в различных фазах прыжка. Возможность преодоления этих трудностей связана с применением современных компьютерных технологий, в частности формализма нейронных сетей.

В предыдущей работе авторами предпринята попытка создания двух систем моделей прыжка в высоту с разбега, прогнозирующих как успешность взятия высоты, так и техничное преодоление планки на заданном рубеже [4]. Первая система строится на основе дискриминантного анализа, а вторая – при помощи каскадной нейронечеткой сети, возможности использования которой с целью моделирования различных систем прогнозирования теоретически обоснованы Н.С. Безруковым и соавт. [1].

При анализе полученных моделей выяснилось, что система на основе нейронечеткой сети имеет меньшую ошибку прогнозирования, чем дискриминантная модель, что является важным фактором в работе над техникой прыжка. При этом она дает ряд преимуществ: пользователь может сам переобучать систему при увеличении количества экспериментов; интерфейс программы позволяет не только прогнозировать, но и моделировать условия, при которых спортсмен совершит успешный прыжок, путем изменения входных данных. Таким образом, можно предположить, что использование нейросетевых систем перспективно в технических видах легкой атлетики, в частности в прыжках в высоту.

Отбор параметров для построения нейронной сети осуществлялся на основе множественного дискриминантного анализа, в результате был выбран ряд биомеханических показателей, которые с наибольшей точностью позволяли прогнозировать успешность прыжка на заданную высоту. Вместе с тем для реальной тренировочной практики желательно, чтобы модель учитывала те параметры, которые можно непосредственно корректировать в ходе тренировочного процесса, добиваясь рациональных биомеханических соотношений, обеспечивающих успешность прыжка в высоту.

Цель настоящего исследования заключалась в построении биомеханической модели прыжка в высоту на основе каскадной нейронечеткой сети для оптимизации тренировочного процесса прыгунов в высоту.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В исследовании принял участие спортсмен – мастер спорта по прыжкам в высоту. Основной инструментальной методикой сбора информации являлась видеосиклография, с помощью которой регистрировались кинематические характеристики движений прыгуна при выполнении соревновательных упражнений.

Видеосъемка проводилась скоростными видеокамерами (210 кадр/с и 50 кадр/с), расположенными под углом  $45^\circ$  друг к другу. Испытуемому на области голеностопного, коленного, тазобедренного, плечевого, локтевого и лучезапястного суставов были прикреплены светоотражающие маркеры.

Всего было зарегистрировано 92 прыжка в высоту с разбега. Обработка и расчет материала проводились в каждой попытке с использованием программы видеонализа *Dartfish* (Швейцария) по 48 кинематическим характеристикам.

## ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УСПЕШНОСТИ ПРЫЖКА НА ОСНОВЕ КАСКАДНОЙ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ СЕТИ

Как показало исследование [4], успешность прыжка зависит от целого ряда кинематических характеристик, причем для каждого спортсмена эти характеристики индивидуальны. Чтобы максимально адаптировать полученные ранее нейросетевые модели к тренировочному процессу, необходимо выделить при их построении те биомеханические параметры, на которые можно непосредственно влиять тренировочными средствами, а также давать методические указания в процессе технической подготовки спортсмена.

Для этого авторы определили признаки, влияющие на успешность прыжка для каждой модели системы. Были проанализированы выборки кинематических параметров в удачных и неудачных попытках, и далее, с помощью статистических критериев сравнения (критерий Стьюдента) определены параметры, достоверно различающиеся в следующих выборках:

1) успешные попытки и неуспешные (при этом фактическая высота прыжка, фиксируемая по высоте прохождения общим центром масс высшей точки подъема, ниже уровня планки);

2) успешные попытки и неуспешные (при этом фактическая высота прыжка выше либо равна уровню планки).

Далее из полученных кинематических параметров прыжка для каждой модели системы были отобраны по 10 наиболее корректируемых посредством методических инструкций или с помощью тренировочных средств (табл. 1 и 2).

Моделирование систем прогнозирования успешности прыжка и техничного преодоления планки строилось на основе каскадной нейронечеткой сети в пакете *Medical Toolbox* [1]. Эти системы имеют одинаковую структуру, показанную на рис. 1. Входами систем служат признаки, определенные выше.

Система прогнозирования состоит из двух блоков: блока предобработки и блока нейронечеткого вывода. Блок предобработки реализуется в виде экспоненциальной функции для каждого входного сигнала и служит для обеспечения равнозначности

Таблица 1

**Кинематические характеристики испытуемого, влияющие на успешность прыжка на заданную высоту**

№ п/п	Характеристика
1	Соревновательный результат (уровень высоты планки), м
2	Расстояние от места отталкивания до проекции планки, м
3	Угол наклона туловища к вертикали в момент отталкивания, град
4	Угол наклона туловища к вертикали в фазе амортизации на предпоследнем шаге, град
5	Средняя длина 3 последних шагов, м
6	Средний темп 3 последних шагов, шаг/с
7	Коэффициент мобилизации темпа
8	Угол между бедрами в момент постановки на отталкивание, град
9	Угол постановки на отталкивание, град
10	Угол в тазобедренном суставе в фазе амортизации отталкивания, град

Таблица 2

## Кинематические характеристики испытуемого, влияющие на успешность преодоления планки при фактической высоте прыжка

№ п/п	Характеристика
1	Фактическая высота прыжка, м
2	Расстояние от места отталкивания до проекции планки, м
3	Угол наклона туловища к вертикали в момент отталкивания, град
4	Угол наклона туловища к вертикали в фазе амортизации на предпоследнем шаге, град
5	Скорость на последнем шаге разбега, м/с
6	Время опоры последнего шага разбега, с
7	Длина последнего шага разбега, м
8	Средняя длина 3 последних шагов, м
9	Средний темп 3 последних шагов, шаг/с
10	Коэффициент мобилизации темпа

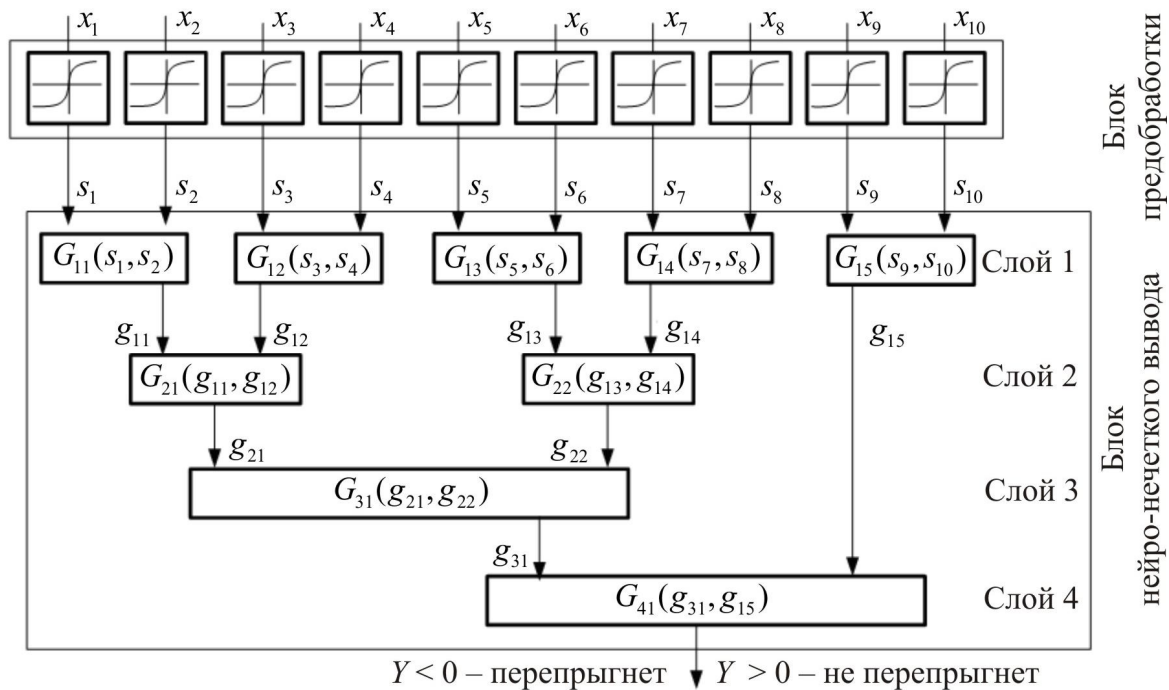


Рис. 1. Структура системы прогнозирования результата прыжка на основе каскадной нейронечеткой сети

преобразованных данных по диапазону и распределению. Блок предобработки обеспечивает принадлежность преобразованных данных одному диапазону  $(-1, 1)$  с равномерным распределением.

Блок нейронечеткого вывода (см. рис. 1) представляет собой сходящуюся древовидную структуру из четырех слоев с узлами (на первом слое пять узлов, на втором – два, на третьем – один и на четвертом – один). В каждом узле находится гибридная сеть с архитектурой *ANFIS* (*Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System*) – адаптивная сеть нечеткого вывода. Она была предложена Янгом в начале 90-х годов прошлого века и является одним из вариантов гибридных нейронечетких сетей – нейронной сети прямого распространения сигнала особого типа [7].

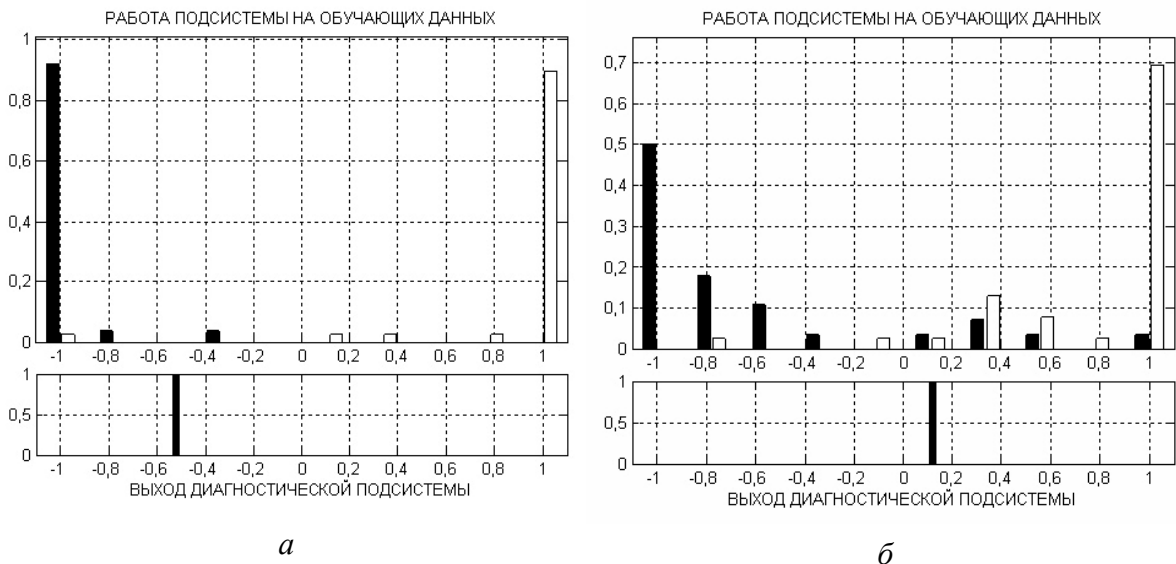
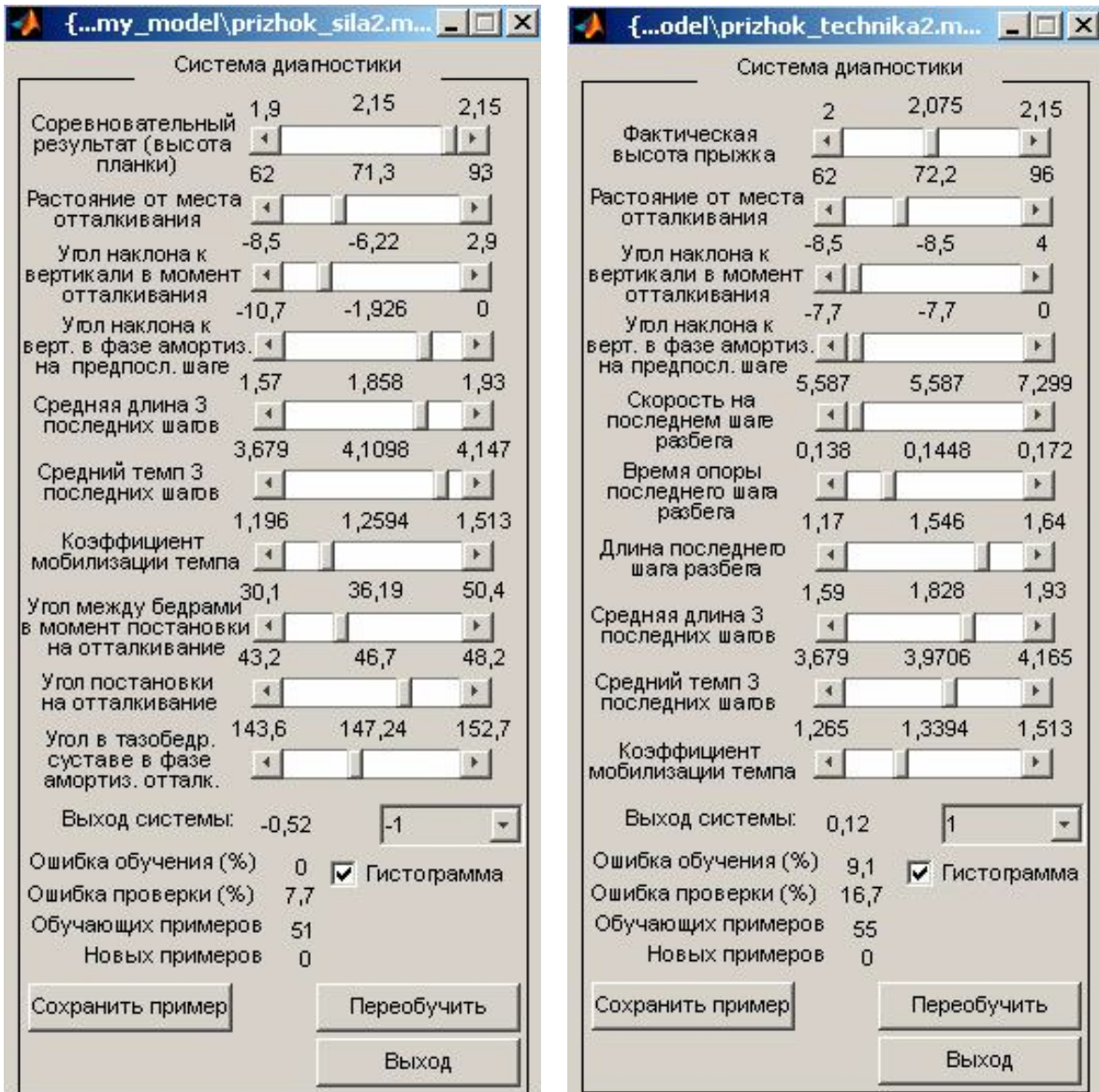


Рис. 2. Экранная форма системы прогнозирования результата прыжка и ее графическая интерпретация относительно успешности прыжка на заданную высоту (а) и успешности преодоления планки при фактической высоте прыжка (б)

Архитектура нейронечеткой сети изоморфна нечеткой базе знаний. В нейронечетких сетях используются дифференцируемые реализации треугольных норм (умножение и вероятностное ИЛИ), а также гладкие функции принадлежности. Это позволяет применять для настройки нейронечетких сетей быстрые алгоритмы обучения нейронных сетей, основанные на методе обратного распространения ошибки.

Гибридные сети имеют однотипную структуру и отличаются значениями коэффициентов, которые определяются при обучении сети в программе. По выходу блока нейронечеткого вывода оценивается результат работы каждой подсистемы. Для первой: спортсмен перепрыгнет планку, если выход системы меньше 0 (рис. 2, а), иначе – не сможет подняться выше уровня планки. Ошибка работы этой системы для обучающих данных составила 0%, а для проверочных – 7,7%. Для второй: спортсмен поднимется выше уровня планки и перепрыгнет ее, если выход системы меньше 0 (рис. 2, б), иначе – сможет подняться выше уровня планки, но сойдет с планки. Ошибка работы этой системы для обучающих данных составила 9,1%, а для проверочных – 16,7%.

Работу систем можно графически представить в форме гистограммы (рис. 2), где белыми столбцам обозначены неудачные результаты, а черными – удачные.

### ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ИССЛЕДОВАНИЯ

Коренное противоречие обучения движениям заключается в том, что вся повседневная практика использования обучающих приемов построена на формировании внутреннего содержания движений посредством попыток обучаемого подражать каким-то эталонным внешним формам спортивного упражнения, предъявляемого тренером в качестве образца [5]. В то же время очевидно, что сами по себе внешние формы движений представляют собой следствие изменений их внутреннего содержания, а именно координационного взаимодействия мышечных групп (межмышечная координация) спортсмена в конкретном спортивном упражнении. Осознанию рассматриваемого противоречия препятствовали не только укоренившаяся многовековая практика обучения на основе подражания, но и практическое отсутствие каких-либо методических средств для контроля за правильностью формирования внутреннего содержания движений. Невозможность для обучаемого сразу освоить выполнение сложного движения вынудила использовать такие обучающие схемы, в которых двигательное задание осваивалось через его упрощение и расчленение на элементы.

Развитый в данном исследовании подход направлен на то, чтобы сочетать координационные компоненты структуры движений при прыжке с внешними параметрами этой двигательной деятельности, контролируемые как при биомеханическом анализе прыжка, так и в рамках доступных тренеру педагогических наблюдений. Конечно, в рамках развитой нейронной модели провести необходимые оценки можно только для ограниченного круга параметров вследствие заложенного в ней ограничения по объему используемых показателей. Но, как показано на рис. 2, даже в такой модели можно, задавая некоторые параметры, прогнозировать величину других показателей, обеспечивающих такие их значения, которые позволят добиться улучшения спортивного результата для конкретного спортсмена. Эти оценки станут основой для построения тренировочного процесса под достижение конкретного спортивного результата.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящее время принято считать, что разработка модельных показателей технической подготовленности спортсменов в прыжковых видах легкой атлетики позволяет наиболее качественно управлять тренировочным процессом [3]. Сопоставление модельных и фактически достигнутых параметров прыжка обеспечивает оптимальный подбор тренировочных средств. Вместе с тем статичность и усредненный характер модельных характеристик не позволяют в тренировочном процессе в полной мере учитывать индивидуальные особенности спортсмена с точки зрения особенностей биомеханики прыжка.

Разработанная авторами интерактивная система прогнозирования успешности прыжка и техничного преодоления планки на основе анализа биомеханических характеристик прыжка в высоту позволяет создавать индивидуальные модели для спортсменов высокого класса. С помощью данного инструмента, учитывающего индивидуальные биомеханические особенности прыжкового стиля спортсмена, можно детально анализировать все фазы прыжка, совершенствовать технику за счет направленной коррекции отдельных движений звеньев тела, достижения той оптимальной комбинации кинематических параметров, которая обеспечивает достижение наивысшего результата.

Важной особенностью разработанной системы с использованием гибридных сетей с архитектурой *ANFIS* является возможность ее переобучения путем увеличения количества экспериментов. Возможность взаимного совершенствования системы и пользователя принципиально отличает ее от простого набора современных модельных характеристик, применяемых в настоящее время в теории и практике спортивных тренировок. Разработанный программный интерфейс позволяет изменять входные данные системы и тем самым индивидуально моделировать результат прыжка при различных сочетаниях параметров его биомеханики.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Безруков Н.С., Еремин Е.Л., Ермакова Е.В., Колосов В.П., Перельман Ю.М. Автоматизированная система «*Medical Toolbox*» для диагностики бронхиальной астмы по показателям реоэнцефалографии // Информатика и системы управления. – 2006. – № 1 (11). – С. 73–80.
2. Косихин В.П. Педагогическая технология специальной физической и технической подготовки высококвалифицированных легкоатлетов-прыгунов: автореф. дис. ... д-ра пед. наук. – М., 2010. – 49 с.
3. Косихин В.П. Технологии управления подготовкой легкоатлетов-многоборцев в прыжковых видах многоборья // Уч. зап. Ун-та им. П.Ф. Лесгафта. – 2009. – № 2. – С. 35–40.
4. Кривецкий И.Ю., Попов Г.И., Безруков Н.С. Моделирование успешности спортивных движений в прыжках в высоту с разбега // Информатика и системы управления. – 2011. – № 2 (28). – С. 126–132.
5. Попов Г.И. Обучение движениям: противоречия и пути решения // Российский журнал биомеханики. – 2000. – Т. 4, № 2. – С. 4–9.
6. Свечкарёв В.Г., Геращенко А.С., Свечкарёва Л.Н. Современная стратегия совершенствования двигательных возможностей человека посредством автоматизированных систем управления // Новые технологии. – 2010. – № 1. – С. 96–98.
7. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Neural-Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – P. 665–685.

## CREATING INDIVIDUAL MODEL OF HIGH JUMP TECHNIQUE BASED ON CASCADED FUZZY NEURAL NETWORK IN ORDER TO OPTIMIZE THE TRAINING PROCESS

**Krivetsky I.Y., Popov G.I. (Moscow, Russia), Bezrukov N.S. (Blagoveschensk, Russia)**

Systems for forecasting the success of a high jump were modeled using cascaded fuzzy neural network in Medical Toolbox package. We processed video reel of 92 high jumps taken by two high-speed video cameras; we used video analysis software Dartfish (Switzerland) to measure kinematic characteristics of a high jump. Forecast system consists of pre-processing unit and neural fuzzy output unit. Pre-processing unit is an exponential function for each input signal and serves to ensure the equivalence of transformed data in range and distribution. Neural fuzzy output unit is a convergent tree-like structure consisting of four layers with nodes, each having hybrid network with ANFIS architecture. Software interface allows modelling the conditions of a successful jump by measuring input data.

**Key words:** high jumps, biomechanics, modelling, discriminant equation, cascaded fuzzy neural network.

*Получено 12 июля 2011*