

# Медицинская и биологическая кибернетика

УДК 577.4 + 577.1.001.5 (07)

**В.В. Кальниш, А.Г. Фирсов, А.В. Швец, А.И. Ещенко**

## **ОСОБЕННОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА СРЕДСТВАМИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ**

Проанализированы психофизиологические характеристики сорока операторов для разработки способов классификации и прогнозирования состояний человека-оператора. Описан двухступенчатый алгоритм прогнозирования психофизиологических характеристик операторов после суточной трудовой деятельности, учитывающий наличие различных механизмов развития утомления. Выделены информативные психофизиологические характеристики, позволяющие достаточно точно прогнозировать функциональное состояние человека. Показано, что использование нечетких логик может быть перспективным для решения ряда задач биологии и медицины, связанных с классификацией и прогнозированием развития состояний человека-оператора.

**Введение.** На сегодняшний день, когда методы оценки различных психофизиологических функций человека базируются на прочной компьютерной основе, актуальной становится задача многомерной классификации состояний человека. Прикладная сторона решения этой задачи важна для биологии и медицины. Она может быть весьма полезной при проведении профессионального отбора и профессиональной ориентации операторов, оценке их текущего функционального состояния (для определения функциональных резервов организма), прогнозировании выраженности утомления (для разработки индивидуальных мероприятий восстановления функций работников), осуществлении предсменного контроля и контроля состояния человека перед выполнением сложных и ответственных заданий и т.п. [1–4]. С технической точки зрения решение перечисленных проблем сводится к решению универсальной задачи — классификации исходного состояния оператора и прогнозированию (на тот или иной период) изменений этого состояния при действии определенных нагрузок. Поскольку решение перечисленных задач важно с точки зрения рациональной организации производственного процесса, сохранения здоровья работающих и повышения надежности их деятельности на высоком уровне, разработка новых технических и математических подходов к решению перечисленных задач является актуальной.

Одним из мощных современных методов информатики, используемых для интеллектуального анализа данных, является нечеткая логика. Чтобы адекватно использовать логику, присутствующую в человеческих рассуждениях, для решения технических проблем необходимо разработать соответствующую математическую модель. При моделировании поведения сложной системы люди, как правило, рассуждают относительно ее структуры и функций при-

лизительно или неточно. Именно это свойство человеческого рассуждения используют методы нечеткой логики, которые позволяют представить процессы принятия решений и оценки ситуаций человеком, способным рассуждать приблизительно, но в некоторой алгоритмической форме [5]. Таким образом, нечеткий логический вывод — это аппроксимация зависимости «вход–выход» на основе лингвистических высказываний «если–то» и логических операций над нечеткими множествами. Использование такого подхода даст возможность не только получить выводы, близкие и понятные по своей структуре человеку, но и разработать надежный инструмент для осуществления краткосрочного (изменение функционального состояния при напряженной и длительной деятельности) или долгосрочного (профессиональная пригодность) прогнозирования состояния работника.

Цель настоящей работы — на основе использования аппарата нечеткой логики разработать способы классификации и прогнозирования состояний человека-оператора.

**Методы и объем исследований.** В качестве обследуемых операторов была выделена группа военных радиотелеграфистов — 40 мужчин, осуществляющих суточное дежурство. Выбранная группа однородная (возраст 19–25 лет); военнослужащие живут и работают в одинаковых условиях. Работа радиотелеграфиста направлена на обслуживание техники связи и состоит в установлении и поддержании непрерывной и надежной связи для выполнения ответственных заданий командования. Специалист осуществляет служебный радиообмен в указанном канале связи и в соответствии с инструкциями принимает надлежащее решение. Кроме того, он должен проводить ежедневное техническое обслуживание аппаратуры и в случае необходимости устранять возникшие неисправности; своевременно заполнять дежурную и эксплуатационную документацию. Деятельность радиотелеграфиста связана со значительными информационными нагрузками, реализующимися в условиях дефицита времени и информации. Они сопровождаются значительными эмоциональными нагрузками при выполнении заданий в чрезвычайных ситуациях. Наиболее эмоционально окрашенными являются периоды деятельности, когда «пропадает» канал связи с корреспондентом в условиях боевого дежурства. Исходя из перечисленного, профессионально важными качествами для радиотелеграфиста являются: высокий уровень ответственности; достаточной большой объем оперативной памяти; возможность значительной концентрации и переключения внимания в быстроизменяющихся условиях трудовой среды; высокий уровень функциональных резервов, позволяющий поддерживать стабильную работоспособность при развитии утомления, и др. Исследования функционального состояния радиотелеграфистов проводились перед и после выполнения ими суточной работы. При исследованиях использовалось специальное устройство для оценки психофизиологических характеристик операторов [6]. Подробное описание используемых методик, полученных показателей, а также физиологических процессов, формирующихся у радиотелеграфистов в результате длительного суточного дежурства, приведено в [7]. В данном исследовании анализировали: функциональную подвижность нервных процессов (ФПНП), силу нервных процессов (СНП), инерционность нервных процессов (ИНП), динамичность нервных процессов (ДНП) и оценку функционального состояния головного мозга, определяемую по показателю цветовой асимметрии (ЦА) как производной величины

от критической частоты световых мерцаний красного и зеленого цветов [8]. Эти показатели выбраны как наиболее надежные характеристики функционального состояния операторов.

Для обработки данных в качестве инструментария использовался пакет программ Scilab [9]. По своим возможностям и интерфейсу он сопоставим с пакетом MATLAB. Однако при этом Scilab — свободно распространяемая программа, а значит, бесплатная для конечного пользователя. Scilab — это система компьютерной математики, которая предназначена для выполнения инженерных и научных вычислений, таких как: решение нелинейных уравнений и систем; решение задач линейной алгебры и оптимизации; дифференцирование и интегрирование; обработка экспериментальных данных (интерполяция и аппроксимация, метод наименьших квадратов); решение обыкновенных дифференциальных уравнений и систем.

Кроме того, Scilab предоставляет широкие возможности по созданию и редактированию различных видов графиков и поверхностей, имеет расширения (toolboxes) для решения прикладных задач. Несмотря на то, что система Scilab содержит достаточное количество встроенных команд, операторов и функций, отличительная ее черта — гибкость. Пользователь может создать любую новую команду или функцию, а затем использовать ее наравне со встроенными. К тому же система имеет достаточно мощный собственный язык программирования высокого уровня, что расширяет возможности решения новых задач.

**Результаты и обсуждение.** При выполнении психофизиологических исследований получен массив показателей, отражающих трансформацию функционального состояния радиотелеграфистов в процессе работы; при этом были отобраны те из них, которые достоверно изменялись в течение смены [7]. Поскольку изменения функционального состояния радиотелеграфистов в результате напряженного суточного дежурства были значительными, предполагалось, что не все операторы могли одинаково реагировать на такую рабочую нагрузку. Полагая, что это предположение верно, можно задаться целью — создать такой алгоритм прогнозирования изменения этого функционального состояния, который, с одной стороны, учитывал бы наличие нескольких путей развития утомления, а с другой, позволял строить достаточно точный для практического использования прогноз, учитывающий пути трансформации этого состояния. Таким образом, была сформулирована гипотеза о возможности разработки двухступенчатого алгоритма прогнозирования, на первом этапе которого будет осуществляться классификация исходного состояния оператора для определения пути развития утомления, а на втором этапе реализовываться собственно прогнозирование его конечного уровня.

Предложено построить нечеткую модель прогноза, чтобы иметь возможность разделить испытуемых согласно результатам кластеризации. С кибернетической точки зрения эта задача сводится к поиску функционального отображения вида

$$X = \{x_1, x_2, \mathbf{K}, x_n\} \rightarrow D \in \{K_1, K_2\},$$

где  $X$  — вектор показателей функционального состояния, а  $D$  — результат предыдущего нечеткого разбиения.

Нечеткая модель представляет собой аппроксимацию зависимости «вход–выход» на основе лингвистических высказываний типа «если–то» и оператора нечеткого логического вывода. Нечеткой базой знаний называется совокупность нечетких правил «если–то», задающих взаимосвязь между входами и выходами исследуемого объекта; ее описывает эксперт-аналитик на основе личного опыта или знаний, полученных иными способами.

Типовая структура системы нечеткого вывода показана на рис. 1 [10].

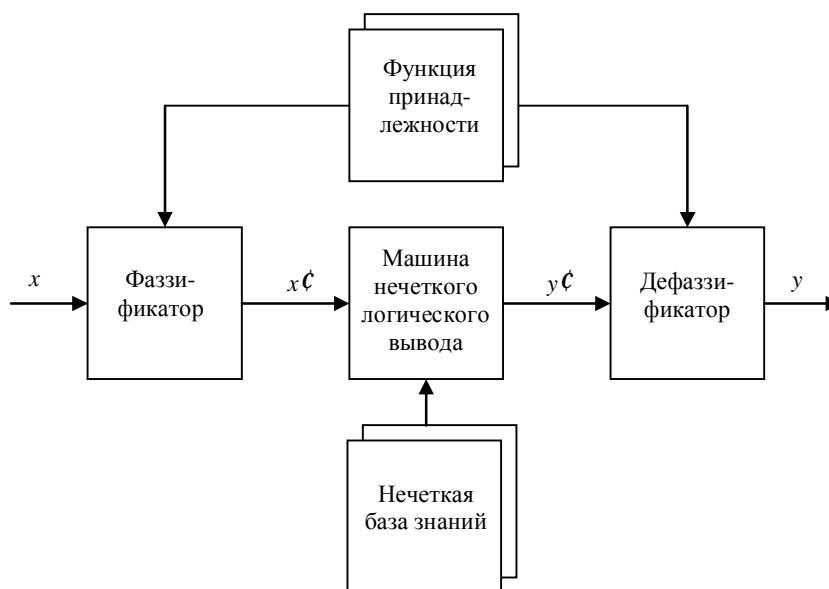


Рис. 1. Система нечеткого логического вывода:

$x$  — показатели функционального состояния до работы,  $y$  — после работы

Она содержит такие модули:

- фаззификатор, преобразующий фиксированный вектор влияющих факторов ( $x$ ) в вектор нечетких множеств  $x̂$  необходимых для нечеткого вывода;
- нечеткая база знаний, содержащая информацию о зависимости  $y = f(x)$  в виде логических правил «если–то»;
- функции принадлежности, используемые для представления лингвистических термов в виде нечетких множеств;
- машина нечеткого логического вывода, которая на основе правил базы знаний определяет значение выходной переменной в виде нечеткого множества  $ŷ$  соответствующего нечетким значениям входных переменных ( $x̂$ );
- дефаззификатор, преобразующий выходное нечеткое множество  $ŷ$  в четкое число  $y$ .

Анализ полученных эмпирических данных показал, что группа испытуемых неоднородна по уровню фоновых психофизиологических характеристик и степени их изменения в процессе смены. Оказалось, что разбиение обследуемой группы на две делает показатели каждой из выделенных подгрупп однородными. Полученный феномен можно объяснить тем, что в исходной группе работали люди, имеющие разные механизмы развития утомления. Поэтому выделение этих людей в однородные подгруппы, в которых механизмы влияния выполняемой работы на функциональное состояние наиболее сходны,

даст возможность более четко оценивать переносимость работы в условиях суточного дежурства. По-видимому, вычленение большего количества подгрупп могло бы дать лучшие результаты, поскольку в каждой новой подгруппе более полно учитывались бы особенности развития утомления каждого человека. Но, как показали наши исследования [7], выделение двух групп уже дало достаточно хорошие результаты и поэтому их дальнейшая сепарация представляется излишней. В настоящей работе использован вид кластеризации, который соответствует принципу обучения без учителя.

Существует множество методов кластеризации, которые можно условно разделить на четкие и нечеткие. В нечетких методах объект принадлежит многим кластерам, но с разной степенью точности, что помогает работать с объектами на границах кластеров. На практике широкое использование получил алгоритм нечетких  $c$ -средних, но для его применения необходимо заранее знать приблизительную структуру анализируемых данных, а точнее, количество кластеров. Как уже отмечалось ранее, в нашем случае таких кластеров целесообразно выделить два.

Для анализа данные предварительно отбирались так, чтобы в выборке присутствовали только показатели испытуемых, полученные до и после смены. Это нужно для того, чтобы поставить в соответствие входным переменным показатели функционального состояния до смены, а выходным — после смены. Для сравнения разнородных показателей их значения должны быть приведены к единому масштабу. Кроме того, полезно провести дополнительную предварительную обработку данных, выравнивающую распределение значений. Нормировкой каждой переменной на диапазон ее разброса обеспечивается единство масштаба данных. При этом надежнее ориентироваться не на экстремальные значения, а на типичные, т.е. стабильные статистические характеристики данных, такие как среднее и дисперсия. Нормировка данных осуществлялась с помощью следующего правила:

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\|\sigma\|},$$

где  $\tilde{x}_i$  — нормированное значение показателя;  $\bar{x}$  — среднее значение показателя и  $\sigma$  — его среднее квадратическое отклонение.

Результат нечеткой кластеризации испытуемых до смены на два класса показал, что надежная группировка используемым методом может быть осуществлена для 90 % операторов. Небольшая группа испытуемых может быть отнесена к двум кластерам одновременно, так как степень принадлежности каждому из них для них практически одинакова.

Анализ результатов кластеризации информативных психофизиологических характеристик обеих подгрупп операторов свидетельствует об однородности полученных выборок по критериям асимметрии и эксцесса. Кроме того, наблюдается достоверная разница этих характеристик по параметрам функционирования зрительного анализатора. Также в выделенных кластерах достоверно отличаются сила, инерционность и функциональная подвижность нервных процессов (табл. 1).

**Таблица 1.** Психофизиологические характеристики операторов в выделенных кластерах

Показатели	Кластер 1	Кластер 2
------------	-----------	-----------

	M±m	M±m
Функциональная подвижность нервных процессов, мс	186,21 ± 5,62*	167,27 ± 5,22
Сила нервных процессов, мс	264,31 ± 11,03*	202,90 ± 9,26
Инерционность нервных процессов, у.е.	879,30 ± 22,78*	1021,47 ± 14,97
Динамичность нервных процессов, у.е.	0,11 ± 0,01	0,10 ± 0,01
Цветовая асимметрия, у.е.	0,046 ± 0,01**	- 0,002 ± 0,01

*Примечание:* \*, \*\* — достоверность разницы средних значений показателей выделенных кластеров по критерию Стьюдента соответственно на уровне  $p < 0,05$ ,  $p < 0,01$

Приведенные данные подтверждают наличие значительных различий психофизиологических показателей исследованных подгрупп. Подгруппа, принадлежащая кластеру 1, характеризуется относительно худшими показателями ФПНП и СНП, но довольно высоким уровнем ЦА, свидетельствующем о благополучном функциональном состоянии мозга. Соответственно у подгруппы, принадлежащей кластеру 2, наблюдаются более благоприятные для операторской деятельности значения ФПНП и СНП, достоверно худшие характеристики функционального состояния мозга (исходя из значения ЦА). Все это свидетельствует о возможности неодинакового развития утомления у представителей выделенных подгрупп, а следовательно, о необходимости применить различные подходы к прогнозированию формирования утомления для каждой из подгрупп.

Для того чтобы в дальнейшем была возможность разделить испытуемых в соответствии с результатами кластеризации, предложено построить модель прогноза, основанную на системе нечеткого вывода Мамдани [10]. Для этого необходимо проделать следующие шаги: представить входные ( $x_1, x_2, \dots$ ) и выходную ( $y$ ) переменные в виде лингвистических термов, формализовать нечеткую базу знаний, обучить нечеткую модель путем настройки функции принадлежности и весов правил в целях минимизации отклонения между результатами моделирования и экспериментальными данными.

Для синтеза нечетких правил на основании результатов кластеризации центру каждого кластера ставится в соответствие одно нечеткое правило вида

$$\text{если } x = \tilde{x}_i, \text{ то } y = \tilde{y}_i,$$

где нечеткие термы  $\tilde{x}_i$  — «около  $\tilde{x}_i$ »,  $\tilde{y}_i$  — «около  $\tilde{y}_i$ ». Для двух кластеров правила будут соответствовать системе нечетких логических уравнений (1):

$$\begin{cases} \mu_{K_1}(X) = \mu_{СНП1}(x_1) \wedge \mu_{ИНП1}(x_2) \wedge \mu_{ДНП1}(x_3) \wedge \mu_{ЦА1}(x_4), \\ \mu_{K_2}(X) = \mu_{СНП2}(x_1) \wedge \mu_{ИНП2}(x_2) \wedge \mu_{ДНП2}(x_3) \wedge \mu_{ЦА2}(x_4). \end{cases} \quad (1)$$

Аппроксимация многомерной функции принадлежности каждого нечеткого кластера функциями принадлежности термов входных и выходных переменных осуществлялась с использованием гауссовой функции принадлежности:

$$\mu^t(x) = \begin{cases} e^{-\frac{(x-b)^2}{2c_1^2}}, & x < b, \\ 1, & x = b, \\ e^{-\frac{(x-b)^2}{2c_2^2}}, & x > b. \end{cases}$$

Здесь  $\mu^t(x)$  — функция принадлежности переменной  $x$  терму  $t$ ;  $b$  — параметр функции принадлежности, соответствующий координате максимума;  $c_1, c_2$  — параметры сжатия–растяжения функции принадлежности.

Оптимальные параметры функции принадлежности определяются методом наименьших квадратов.

Для синтеза модели прогноза сформирована обучающая выборка, представляющая собой матрицу, в каждой строке которой находятся показатели одного испытуемого, а в столбцах — конкретные показатели всех испытуемых. В последнем столбце матрицы указаны номера подгрупп, в которые согласно кластеризации определены испытуемые. Далее проводилась экстракция нечеткой базы из обучающей выборки.

Алгоритм построения модели состоит из следующих шагов.

1. Составить по координатам центров кластеров уравнения для функций принадлежности термов.

2. Вычислить степени принадлежности нечетким термам показателей из тестовой выборки.

3. Подставить найденные значения в систему уравнений (1) и определить степень принадлежности решений термам  $K_1$  и  $K_2$ .

4. Определить нечеткое множество  $\tilde{y} = \bigcup_{q \in (K_1, K_2)} \int_{y_{\min}}^{y_{\max}} \frac{\min(\mu_q(X^*), \mu_q(y))}{y} dy$ .

5. Провести дефазификацию полученного множества по методу центра тяжести  $y = \frac{\int_{y_{\min}}^{y_{\max}} y \mu_{\tilde{y}}(y) dy}{\int_{y_{\min}}^{y_{\max}} \mu_{\tilde{y}}(y) dy}$ .

6. Рассчитать среднеквадратическое отклонение между экспериментальными данными и результатами моделирования. Если число итераций меньше максимального, то изменить параметры функции принадлежности и повторить все операции с шага 2.

7. По результатам определить принадлежность кластерам:

$$D = \begin{cases} K_1, & \text{если } y \in (0; 1,5], \\ K_2, & \text{если } y \in (1,5; \infty). \end{cases}$$

Полученная нечеткая модель прогноза используется для определения группы, в которую следует отнести нового испытуемого. Это происходит по описанному выше алгоритму, в котором шаги 1 и 6 пропускаются. Как показано выше, такое разделение позволяет повысить точность модели.

На рис. 2 показаны оптимизированные функции принадлежности  $\mu(x)$ , входящие в состав системы уравнений (1).

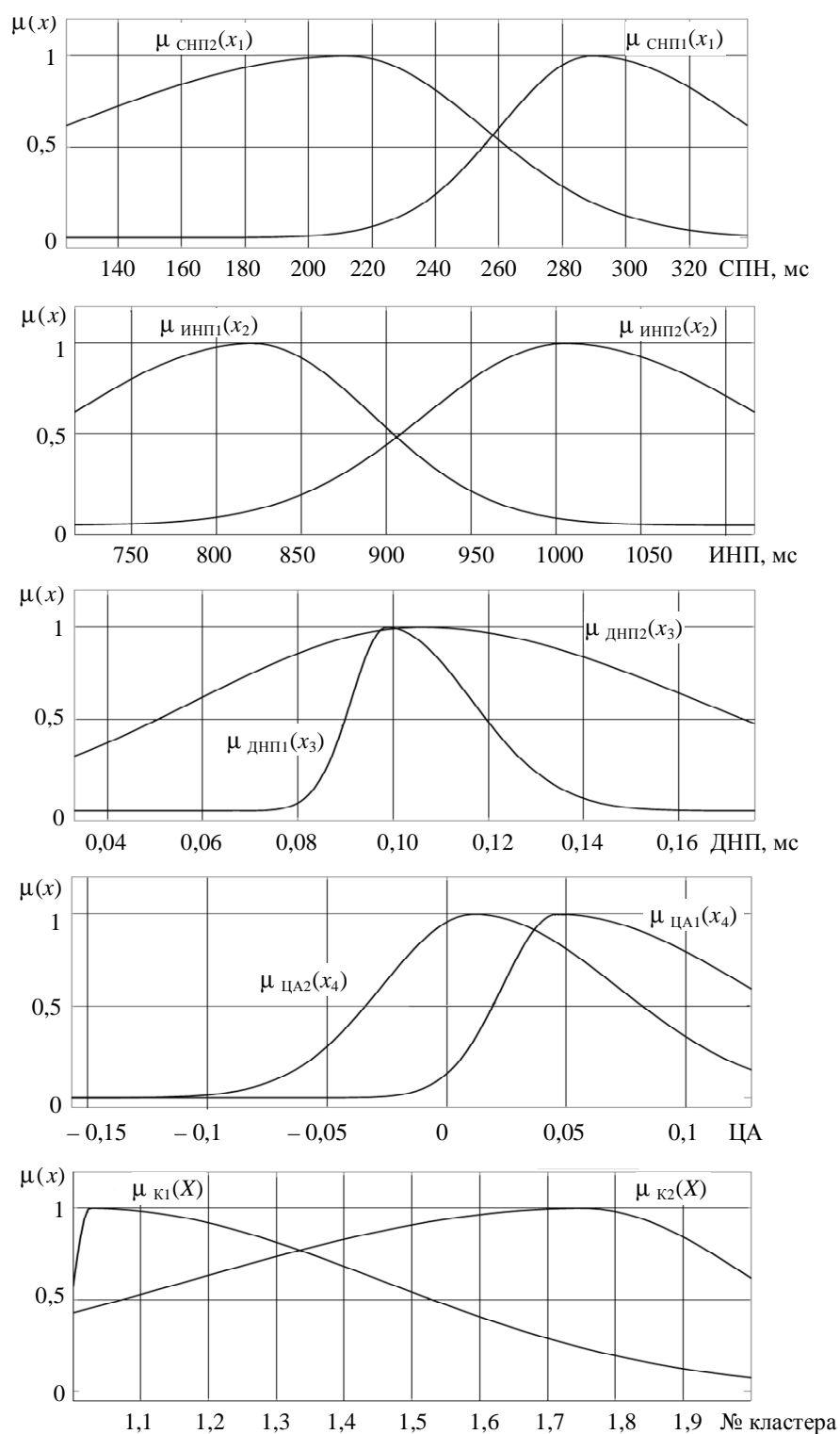


Рис. 2. Графики функций принадлежности для показателей системы уравнений (1)

Анализируя их, можно заметить, что показатели СНП и ИНП являются основными отличительными признаками двух групп. Функция принадлежности показателя ДНП для первой группы (кластер  $K_1$ ) уже, чем для второй (кластер



$K_2$ ), что может указывать на меньший разброс значений в этой группе, а следовательно, на возможность более сложной трактовки данного показателя как отличительного признака групп. Функция принадлежности выходной переменной (номер кластера) и показателя ЦА для первой группы более асимметрична, чем для второй, что может свидетельствовать о наличии дополнительных групп внутри кластера 2, но на выборке данного объема не выявляемых.

Для того чтобы иметь возможность прогнозировать абсолютные значения показателей психофизиологического состояния испытуемых после смены, дополнительно строятся модели их прогноза. При этом используется тот же алгоритм, только в последнем столбце матрицы обучающей выборки вместо номера, соответствующего кластеру, используется абсолютное значение прогнозируемого показателя, а также пропускается шаг 7. Система построения моделей для прогнозирования психофизиологического состояния человека после смены схематически представлена на рис. 3.

Для оценки адекватности построенных моделей сформирована тестовая выборка испытуемых, показатели их функционального состояния в обучающую выборку не входили. Эта выборка использовалась в качестве входных данных для системы прогнозирования функционального состояния человека (рис. 4).

Полученная модель для предварительного разделения испытуемых на группы позволяет отнести испытуемого к одной из заданных групп со средней ошибкой 14 % и рассчитывается по формуле

$$\text{Ошибка} = \frac{\sum_{q=\{1,2\}} K_q^I - K_q^M}{K_1^I + K_2^I} 100 \% ,$$

где  $K_1^I, K_2^I$  — количество испытуемых, отнесенных к первой и второй группам по результатам кластеризации;  $K_1^M, K_2^M$  — количество испытуемых, отнесенных к первой и второй группам с помощью полученной модели.

Значения ошибки прогноза каждого из показателей психофизиологического состояния испытуемых, рассчитанной по тестовой выборке, приведены в табл. 2.

Расчет производился по формуле

$$\text{Ошибка}_{q = \{\text{ФПН, СМП, ИНП, ДНП}\}} = \frac{\Pi_q^I - \Pi_q^M}{\Pi_q^I} 100 \% ,$$

где  $\Pi_q^I$  — значение соответствующего показателя измеренного после смены;

$\Pi_q^M$  — значение соответствующего показателя после смены, рассчитанного по моделям прогноза. Средняя ошибка прогнозирования психофизиологических показателей определялась с помощью разработанных моделей.

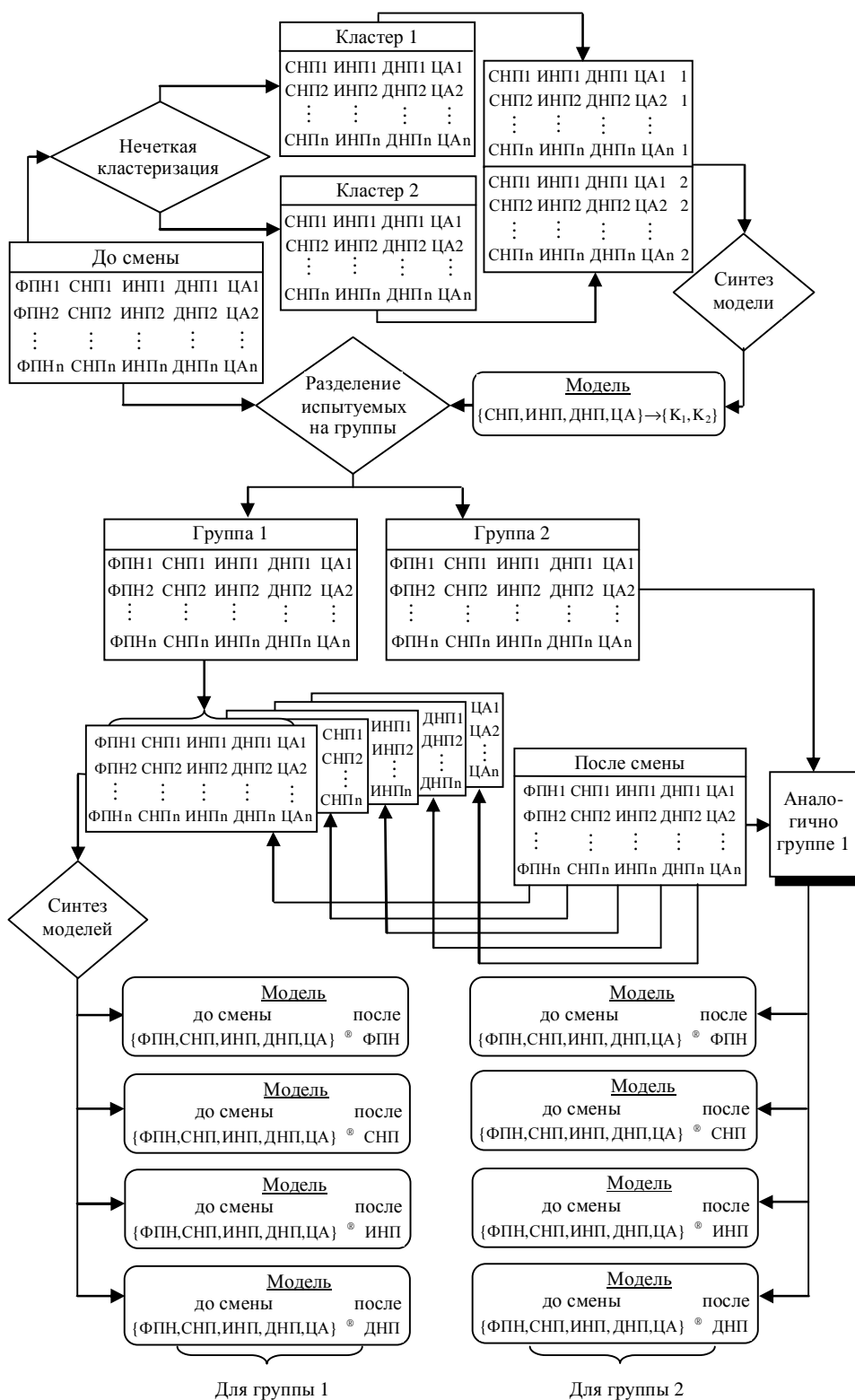


Рис. 3. Схема системы получения моделей для прогнозирования психофизиологического состояния человека

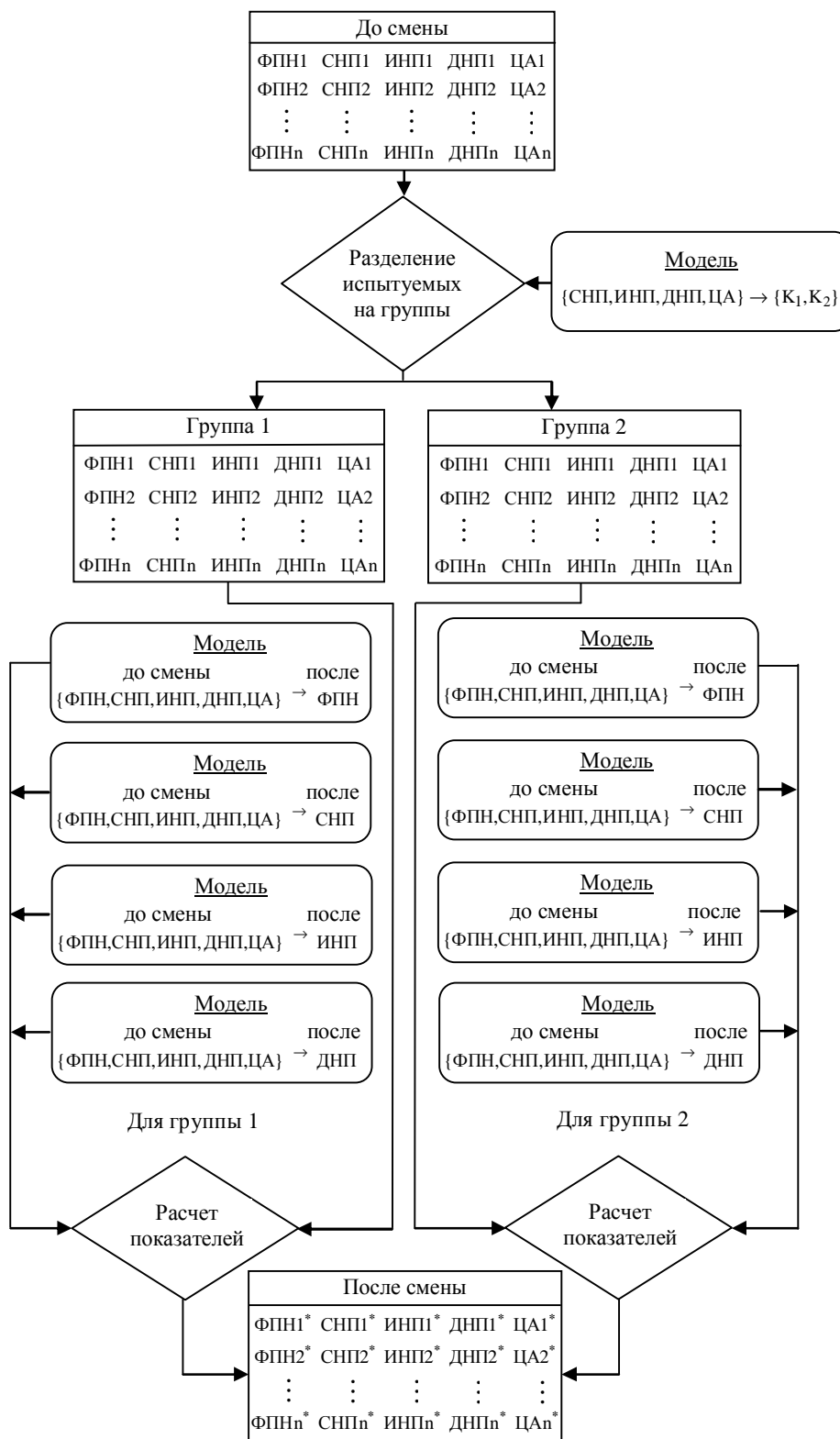


Рис. 4. Схема системы прогноза показателей психофизиологического состояния человека

**Таблица 2.** Оценка успешности прогнозирования развития утомления с помощью двух-ступенчатого алгоритма

Показатели	Средняя ошибка, %	
	Группа 1	Группа 2
Функциональная подвижность нервных процессов	11,5	11,1
Сила нервных процессов	15,4	17,6
Инерционность нервных процессов	9,1	9,8
Динамичность нервных процессов	24,7	20,5

Развитие техники привело к появлению ряда профессий, связанных с интенсивной умственной нагрузкой, которые предъявляют повышенные требования к операторам, управляющим этой техникой. Работа таких специалистов характеризуется высоким нервно-эмоциональным напряжением и гиподинамией. Подобное сочетание действующих на оператора факторов приводит к не очень выраженным сдвигам различных характеристик его функционального состояния. При этом уровень развившегося после смены утомления может быть достаточно высоким. Трудность прогнозирования изменения функционального состояния в этих условиях усугубляется еще и тем, что реакция организма разных операторов на трудовую нагрузку может значительно отличаться. Применение в этих условиях традиционных подходов прогнозирования может быть неэффективным, так как в этом случае нужно учитывать форму распределения анализируемых данных, а также степень взаимовлияния различных функций организма. Поэтому необходим поиск новых подходов к прогнозированию трансформации функциональных состояний человека, которые учитывали бы перечисленные условия.

В данной работе указанная задача решена с помощью предложенного двухступенчатого алгоритма и применения метода нечеткой логики. Классификация радиотелеграфистов по их функциональному состоянию на два класса на первой ступени анализа данных является частным случаем, позволившим показать успешность работы предложенного алгоритма. В общем случае на этой ступени может осуществляться классификация на N групп. Конкретизация количества таких групп, конечно, зависит от специфики используемого материала. Важно то, что предложенный алгоритм учитывает современные требования к надежности прогнозирования развития различных состояний и является достаточно простым для его широкого использования в целях краткосрочного и долгосрочного прогнозирования (предсменный контроль, профессиональный отбор и т.п.).

**Выводы.** Использование метода нечеткой логики позволило разработать двухступенчатый алгоритм прогнозирования психофизиологических характеристик операторов после суточной трудовой деятельности, учитывающий наличие различных механизмов развития утомления.

Выделены информативные психофизиологические характеристики (функциональная подвижность, сила и инерционность нервных процессов), позволяющие с достаточно высокой точностью прогнозировать функциональное состояние человека. Показано, что использование нечетких логик может быть перспективным для решения ряда задач биологии и медицины, связанных с классификацией и прогнозированием развития состояний человека-оператора.

1. Кальниш В.В., Ена А.И. Современное состояние профессионального психофизиологического отбора в Украине // Медицина труда и промышленная экология. — 2006. — № 3. — С. 12–17.
2. Кальниш В.В., Швець А.В. Психофізіологічні особливості якості виконання завдань при збільшенні їх складності // Фізіол. журн. — 2007. — 53, № 5. — С. 99–108.
3. Ена Т.А., Кальниш В.В. Професійно важливі якості диспетчерів енергосистем // Укр. журн. з проблем медицини праці. — 2010. — № 4 (24). — С. 11–20.
4. Кальниш В.В., Компанієць О.А., Нагорна А.М. Особливості динаміки психофізіологічного стану осіб льотного складу при здійсненні польотів // Там же. — 2010. — № 3 (23). — С. 33–40.
5. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzytech. — СПб.: БХВ-Петербург. — 2005. — 736 с.
6. Кочина М.Л., Фирсов А.Г. Многофункциональный прибор для проведения психофизиологических исследований // Прикл. радиоэлектроника. — 2010. — 9, № 2. — С. 260–265.
7. Кальниш В.В., Швець А.В., Щенко О.І. Стан центральної нервової системи та працездатності операторів за умов добової трудової діяльності // Фізіол. журн. — 2011. — № 2. — С. 55–61.
8. Пат. 2141244 Российская Федерация, МПК А61В3/06. Способ оценки и коррекции функционального состояния коры головного мозга человека / Су Ин Ким, В.М. Башкин, Л.П. Павлова. — № 96102836/14; заявл. 09.02.1996; опубл. 09.02.1996, Бюл. № 32.
9. Алексеев Е.Р., Чеснокова О. В., Рудченко Е. А. Scilab: Решение инженерных и математических задач. — М.: АЛТ Linux; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. — 269 с.
10. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. — М.: Горячая линия. — Телеком, 2007. — 288 с.
11. Babuska R., Fiiiev D. Fuzzy Modeling for Control. — Boston: Kluwer Academ. Publ., 1998. — 288 p.
12. Yager R. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. — USA: John Wiley & Sons, 1984. — 387 p.

Институт медицины труда НАМН Украины, Киев  
 Харьковский национальный университет  
 радиоэлектроники МОНМС Украины  
 Научно-исследовательский институт проблем  
 военной медицины Вооруженных сил Украины, Киев  
 Украинская военно-медицинская академия, Киев

Получено 10.10.2011