

ТЕХНОЛОГИЯ СИНТЕЗА ИНТЕГРАЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЛЕНОВ ЛЕТНОГО ЭКИПАЖА

д.т.н., проф. *А.Г. Гузий*, ВВИА им. проф. Н.Е. Жуковского, д.т.н., проф. *Ю.А. Кукушкин*,
д.т.н., проф. *А.В. Богомолов*, ГНИИИ ВМ Минобороны России,
к.т.н. *А.В. Пономаренко*, «РСК «МиГ», к.т.н. *М.В. Федоров*, МВИРЭ КВ,
С.А. Щербаков, ГЛИЦ им. В.П. Чкалова

Развитие авиационной техники и совершенствование способов ее применения в сочетании с ограниченными возможностями обучения сложным видам полета на реальной технике приводит к тому, что задача достижения летчиком высокого уровня функциональной надежности становится все более сложной. Это обстоятельство обуславливает интенсивное развитие концепций «полной подготовки» и «программированного» обучения летного состава на тренажерах [2]. Однако процесс тренажерной подготовки летного состава и необходимость учета отличий выполнения упражнений на тренажере от их выполнения в условиях реального полета, когда психофизиологическая цена деятельности особенно высока, требуют разработки методов оценивания психофизиологического состояния летных экипажей, как для оптимизации тренажерной подготовки, так и для своевременного принятия мер по достижению требуемого уровня функциональной надежности летных экипажей в полете.

В общем случае психофизиологическая оценка подготовленности летчика на пилотажных тренажерах определяется комплексом характеристик, который в целях повышения объективизации оценивания должен включать характеристики:

- степени нервно-эмоционального напряжения;
- резервных возможностей летчика;
- эффективности выполнения полетного задания.

Однако в интересах практической реализации описанного подхода целесообразно рассматривать не отдельные (частные) составляющие психофизиологической оценки, а осуществлять синтез ее интегральных показателей функционального состояния.

Постановка задачи синтеза интегральных показателей функционального состояния

Исходными данными для решения задачи синтеза показателей в большинстве случаев является совокупность *объектов* классификации, - состояний, описываемых набором характеристик – (обучающая выборка), а сведения об описательной статистике характеристик состояния, о диапазонах вариации характеристик в каждом классе и об априорном распределении объектов по классам состояния, как правило, отсутствуют.

Для решения задачи диагностики функционального состояния необходимо установить правила отнесения объекта (текущего состояния) к одному из классов на основании определения некоторого числа его характеристик и построить описания классов состояний. Отнесение объекта к одному из классов с известным описанием называют *идентификацией* объекта.

При диагностике состояния человека в большинстве случаев можно только сделать вывод о том, к какому альтернативному классу принадлежит текущий объект, однако, сделать вывод о том, *насколько* этот объект соответствует классу, невозможно. Это обстоятельство, в итоге, негативно сказывается на качестве диагностики состояния человека. В частности, повышается вероятность принятия ошибочного решения в ситуациях, когда классифицируемый объект находится «на границе» двух классов.

Известно, что при диагностике состояния с помощью перевода его характеристик в балльные шкалы с последующей сверткой полученных баллов подобные ошибки неизбежны, и устранить их можно за счет использования интегральных показателей состояния, изменяющихся в непрерывных шкалах ограниченного диапазона.

Для определения аналитического вида функции, определяющей индекс состояния классифицируемого объекта, прежде всего, необходима гетероассоциативная обучающая выборка (входными значениями являются характеристики, описывающие состояние человека, а выходными – показатели, определяющие класс состояния). С этой целью введем понятия смежности и тяжести класса состояния.

Два альтернативных класса являются *смежными*, если при упорядоченном расположении классов по возрастанию (убыванию) некоторой единой (обычно, вербальной) интегральной характеристики (количественной оценки) состояния они имеют общую границу. При решении задач синтеза классифицирующих правил приемлемым для практического использования считается решение, не только минимизирующее суммарную ошибку классификации, но и обеспечивающее попадание ошибочно классифицированных объектов только в смежные (с заданным) классы.

Смежный класс состояний \mathcal{I} является *тяжелее* смежного класса состояний \mathcal{K} , если неправильное отнесение объекта класса \mathcal{K} к классу \mathcal{I} является ошибкой первого рода, а неправильное отнесение объекта класса \mathcal{I} к классу \mathcal{K} – ошибкой второго рода.

Под *оценкой состояния* понимается альтернативный класс состояний, к которому отнесен объект в результате его идентификации, под *индексом психофизиологического состояния* (ИС) - скалярная величина, позволяющая отнести классифицируемый объект (текущее состояние) к одному из альтернативных классов, а под *диагностикой (оцениванием)* – процедура (алгоритм), позволяющая рассчитать величину ИС по описанию состояния.

В общем случае для построения шкалы ИС необходимо решить две задачи: выделение из множества характеристик состояния тех, которые непосредственно связаны с ИС, и построить ИС, определив структуру и параметры выражения, используемого для его расчета – аналитического представления функциональной зависимости ИС от характеристик состояния. Выбор подхода к синтезу математического обеспечения расчетного выражения для ИС должен производиться на основе представлений о мощности множества возможных структур ИС и предположении о структуре функциональной зависимости, объединяющей характеристики состояния в ИС.

Универсальным подходом к построению ИС является использование генетических алгоритмов, однако, если можно считать, что функциональная зависимость, объединяющая характеристики состояния в ИС, находится среди конечного множества структур класса рациональных функций, более эффективным (с точки зрения времени и сложности решения задачи) является использование методов нелинейного оценивания.

Однако, перед тем как решить задачу синтеза ИС, на практике часто возникает потребность объективизации изменения состояния под воздействием одного или нескольких факторов (внутренних или внешних), наиболее существенно определяющих функциональную надежность человека.

Методика объективизации оценивания изменения функционального состояния под влиянием внешних и внутренних факторов

При решении практических задач диагностики состояния человека следует учитывать, что значения характеристик состояния являются косвенным проявлением физиологических, психологических и психофизиологических реакций, зависящих не только от природы вызывающих их стимулов (сложность выполняемого задания, воздействие неблагоприятных факторов условий деятельности и т.п.), но и от внутренних факторов (исходный уровень функционирования организма, уровень тренированности,

индивидуальные особенности реагирования и т.п.), в значительной степени определяющих интенсивность реакций человека.

Таким образом, значения характеристик состояния человека несут в себе информацию о результате совместного воздействия на него совокупности факторов. При решении задачи оценивания влияния на человека какого-либо неблагоприятного фактора условий деятельности возникает необходимость выделения из значения характеристики состояния вклада, обусловленного воздействием изучаемого фактора (совокупности факторов). Для выделения этого вклада и исключения влияния других факторов, целесообразно применять следующий подход.

Пусть под действием n факторов, $n-1$ из которых могут быть определены или выражены количественно, j -я характеристика состояния, регистрируемая у i -го индивидуума ($i=1, \dots, N$), принимает значение x_{ij} . Обозначим фактор, не поддающийся прямому измерению, через y_n . В общем виде зависимость x_{ij} от всей совокупности факторов можно записать как:

$$x_{ij} = F_1(y_1, \dots, y_n).$$

Поскольку фактор y_n не подлежит измерению, то реально можно найти только зависимость x_{ij} от $n-1$ факторов:

$$\hat{x}_{ij} = F_1(y_1, \dots, y_{n-1}),$$

где \hat{x}_{ij} - прогнозируемое по $n-1$ фактору значение x_{ij} . Если предположить, что ошибки измерения отсутствуют, и влияние всех действующих на x_{ij} факторов учтено, то разность:

$$\varepsilon_{ij} = x_{ij} - \hat{x}_{ij}$$

будет характеризовать вклад в значение показателя x_{ij} , обусловленный влиянием фактора y_n .

В работе [3] показано, что важнейшими эндогенными факторами, влияющими на психофизиологические реакции человека, измерение которых (количественное или качественное) возможно осуществить в практических условиях, являются исходное значение характеристики состояния и индивидуальные особенности ответных реакций человека. Исходное значение физиологических показателей обычно определяется по методике, изложенной в [4]. Особенности ответных реакций человека могут быть оценены по двухбалльной системе (нормальная или повышенная реактивность). Величины факторов условий деятельности могут регистрироваться средствами объективного контроля.

Обозначим исходные уровни характеристик состояния у i -го индивидуума вектором Y_{i1} , индивидуальные особенности ответных реакций - Y_{i2} , факторы условий деятельности - вектором Y_{i3} .

Тогда, с учетом конкретизации факторов, влияющих на психофизиологические реакции человека, выражение для определения изменения значения j -й характеристики состояния, связанного с влиянием исследуемого фактора y_n , будет иметь вид:

$$\varepsilon_{ij} = x_{ij} - \hat{x}_{ij} = x_{ij} - F_2(Y_{i1}^t, Y_{i2}^t, Y_{i3}^t),$$

где t - знак транспонирования.

Следовательно, для нахождения ε_{ij} необходимо провести структурную и параметрическую идентификацию модели:

$$\hat{x}_{ij} = F_2(Y_{i1}^t, Y_{i2}^t, Y_{i3}^t).$$

Исходным материалом для проведения идентификации должна быть обучающая выборка, включающая данные о состоянии оператора (контингента операторов).

Структурная идентификация заключается в определении вида преобразования F_2 в записанной модели и может быть осуществлена на основании известных закономерностей, устанавливающих связь характеристики состояния с внутренними и

внешними факторами, влияющими на физиологические реакции организма человека, а если эти закономерности неизвестны - с помощью численного эксперимента. Сущность численного эксперимента заключается в подборе вида аппроксимирующих экспериментальные данные зависимостей, обладающих наибольшей существенностью по отношению к этим данным.

В общем виде линейную относительно коэффициентов модель можно представить как:

$$\hat{x}_{ij} = Y_i^t B_j,$$

где $Y_i^t = (Y_{i1}^t, Y_{i2}^t, Y_{i3}^t)$ - транспонированный вектор (вектор-строка), B_j - оценка вектора коэффициентов модели.

Вектор B_j , являющийся решением нормальных уравнений, определяется как:

$$B_j = (Y^t Y)^{-1} Y^t X_j,$$

где Y - матрица значений Y_{i1}, Y_{i2}, Y_{i3} ; X_j - вектор-столбец значений x_{ij} .

С учетом этого формула для определения вклада исследуемого фактора в значение j -й характеристики состояния примет вид:

$$\varepsilon_{ij} = x_{ij} - Y_i^t (Y^t Y)^{-1} Y^t X_j.$$

Определенная таким образом величина ε_{ij} имеет ряд важных особенностей.

Во-первых, она учитывает как индивидуальные (исходные значения характеристики состояния, тип реагирования индивида) особенности человека, так и групповые закономерности изменения характеристик состояния. Этим достигается прогностический подход к оценке индивидуальных значений характеристик состояния как части общего.

Во-вторых, обеспечивается возможность выделения из всего диапазона варьирования значений характеристик состояния доли, обусловленной воздействием на человека исследуемого фактора, в том числе и того, который не может быть измерен непосредственно.

В-третьих, величина ε_{ij} позволяет оценивать вклад каждого фактора в измеренное значение характеристики состояния и вскрыть неявно выраженные связи между уровнями психофизиологических реакций и воздействующих на человека неблагоприятных факторов условий деятельности.

И, наконец, полученный результат измерения характеристики состояния упрощает нормирование психофизиологических реакций за счет учета в величине ε_{ij} индивидуальных особенностей реагирования и закона начального значения Дж. Уайлдера.

Подобный подход к измерению характеристик состояния позволяет выделить из их зарегистрированных значений ту часть, которая непосредственно связана с реакцией человека на воздействие изучаемого фактора.

Технология синтеза интегральных показателей состояния на основе формирования оптимальных нелинейных моделей

Как указывалось выше, ИС должен принимать значения внутри непрерывной шкалы ограниченного диапазона - *базовой шкалы*. Будем считать, что наименее тяжелому состоянию (классу состояний) будет соответствовать значение ИС, равное I_{min} , а самому тяжелому состоянию - значение ИС, равное I_{max} ; для определенности примем, что $I_{min} < I_{max}$. Введенная базовая шкала квантуется (разбивается на равные интервалы) с шагом h :

$$h = \frac{I_{max} - I_{min}}{k}.$$

При этом число интервалов базовой шкалы равно числу классов состояния (градаций состояния), а классы располагаются на базовой шкале в порядке возрастания их тяжести (каждый класс связан с интервалом базовой шкалы, ему соответствующим).

Положение каждого текущего состояния - объекта - на базовой шкале определяется по результатам кластерного или дискриминантного анализа следующим образом.

1. С каждым объектом связывается упорядоченная совокупность (кортеж) двух величин:

$$\bar{X}_i \quad \square \quad \langle cl_j, d_{ij} \rangle,$$

где cl_j – номер класса, к которому отнесено текущее состояние человека;

d_{ij} – расстояние от объекта, до центра класса, к которому он отнесен.

В качестве расстояния (d) обычно используется расстояние Махаланобиса.

2. Координата (χ_i) точки базовой шкалы, соответствующей объекту \vec{X}_i j -го класса, определяется в зависимости от расположения класса на базовой шкале.

2а) Если класс расположен в начале базовой шкалы $\chi_i = \chi_{uj} + \delta_{ij}$.

2б) Если класс расположен в середине базовой шкалы

$$\chi_i = \begin{cases} \chi_{uj} + \delta_{ij}, & \text{если } d(\vec{X}_i; \vec{XC}_l) \leq d(\vec{X}_i; \vec{XC}_r); \\ \chi_{uj} - \delta_{ij}, & \text{если } d(\vec{X}_i; \vec{XC}_l) > d(\vec{X}_i; \vec{XC}_r). \end{cases}$$

где χ_{uj} – координата центра класса (координата середины отрезка базовой шкалы, соответствующей j -му классу);

δ_{ij} – нормированное расстояние от i -го объекта до центра j -го класса;

\vec{XC}_l – координаты центра класса, смежного (по тяжести) слева;

\vec{XC}_r – координаты центра класса, смежного (по тяжести) справа.

2в) Если класс расположен в конце базовой шкалы $\chi_i = \chi_{uj} - \delta_{ij}$.

Нормировка расстояний производится так, чтобы диапазон изменения расстояний от центра класса до объектов, входящих в j -й класс, был равен половине диапазона, занимаемого классом на базовой шкале:

$$\delta_{ij} = \frac{d_{ij} \times h}{2 \times (\max_{v=1, n_j} d_{ij} - \min_{v=1, n_j} d_{ij}) \times \varphi},$$

где n_j – количество объектов в j -м классе;

$\max_{v=1, n_j} d_{ij}$ – расстояние, на котором находится объект j класса, максимально удаленный от центра класса;

$\min_{v=1, n_j} d_{ij}$ – расстояние, на котором находится объект j класса, минимально удаленный от центра класса;

φ – корректирующий множитель.

Заметим, что в результате выполненного преобразования участки базовой шкалы ($I_{min}; I_{min}+h$) и ($I_{max}; I_{max}-h$) останутся незанятыми объектами. Это делается, исходя из соображений о неидеальной репрезентативности исходных данных. Из этих же соображений в знаменатель формулы расчета нормированных расстояний (δ_{ij}) вводится корректирующий множитель (φ). Значение корректирующего множителя определяется эвристически: когда репрезентативность исходных данных, по мнению эксперта, высока, $\varphi=1$, а чем менее репрезентативны исходные данные, тем большее значение принимает φ .

Качественный вид результатов выполненного преобразования координат для случая двумерного пространства характеристик состояния представлен на рис. 1.

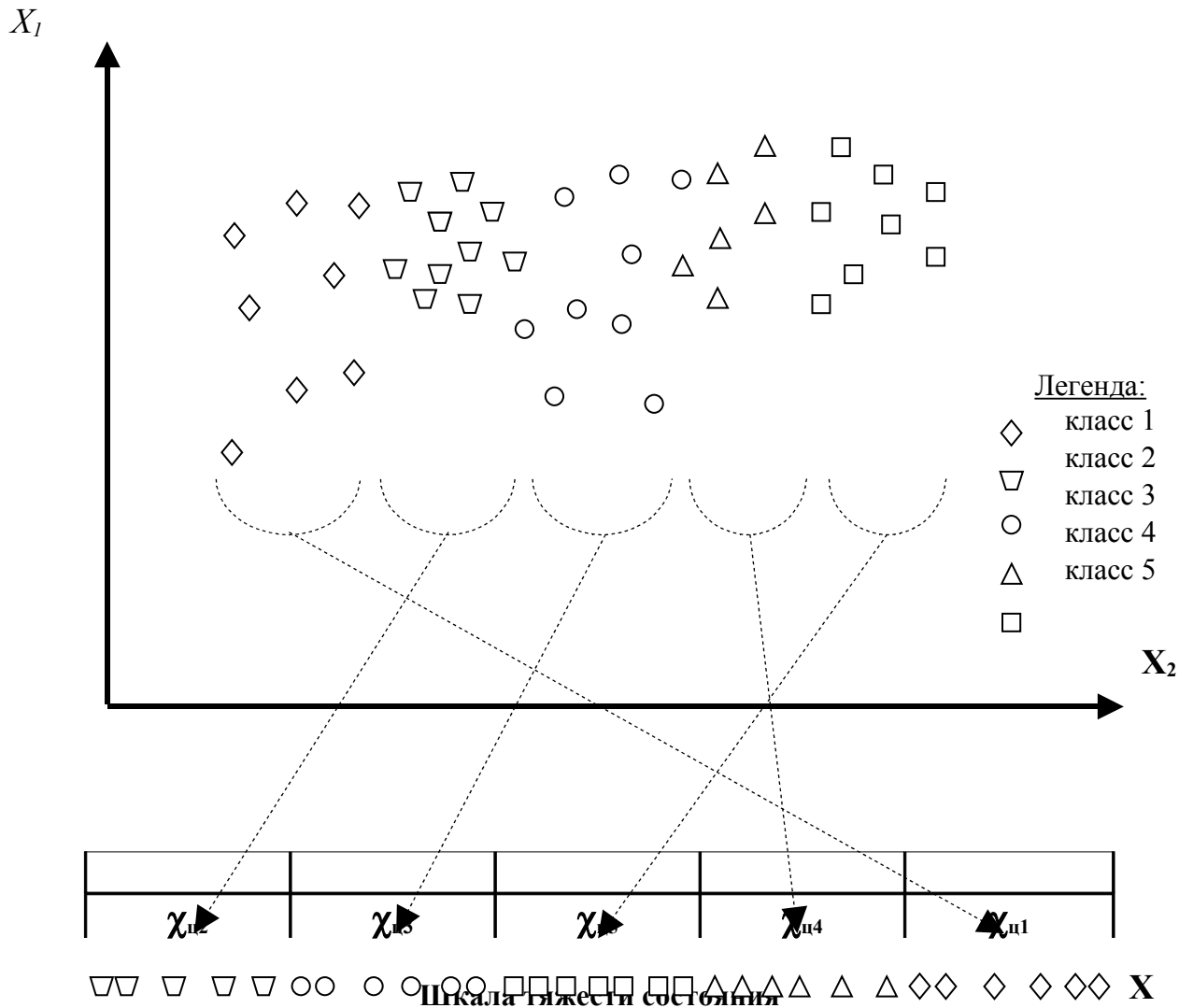


Рис. 1. Проецирование двумерного пространства объектов на базовую шкалу (качественный вид)

Использование изложенной методики позволяет сформировать обучающую выборку: входными значениями являются характеристики классифицируемого объекта (описание состояния), а выходными – координата точки базовой шкалы ему соответствующей (количественная оценка состояния).

Для получения аналитического выражения функции, определяющей ИС, требуется найти зависимость, дающую наилучшую, в смысле некоторого критерия, аппроксимацию поведения вектора $\chi = \{\chi_i\}$ на множестве векторов, описывающих состояние $X_i (i=1 \dots N)$.

$$\chi_i = F(X_i), \quad q = \prod_{i=1}^N q_i \Rightarrow \text{extr},$$

где χ_i – условное математическое ожидание координаты точки на базовой шкале;
 N – число объектов в выборке;

q – характеристика качества получаемой зависимости;

q_i – характеристика качества для i -го объекта;

\cup – операция объединения.

Для решения поставленной задачи разработано множество различных методов, но наиболее распространенными (часто применяемыми и реализованными в большинстве прикладных пакетов программ статистического анализа) остаются метод *регрессионного анализа* (позволяющий находить лучшие, в смысле критерия наименьших квадратов, параметры линейной модели) и метод *нелинейного оценивания параметров модели* (универсальная процедура, позволяющая найти лучшие, в смысле выбранного критерия, оценки параметров любого вида зависимости между зависимой и независимыми переменными).

Процесс поиска оптимальной функции, определяющей ИС, состоит из двух этапов: структурной и параметрической адаптации. На этапе *структурной адаптации* определяется структура функции (число членов, порядок и т.п.), а на этапе *параметрической адаптации* – коэффициенты функции, вид которой определен в результате структурной адаптации.

Процедура проведения адаптации состоит из следующих шагов:

1. задать исходные данные и условия окончания адаптации;

2. провести структурную адаптацию;

3. провести параметрическую адаптацию;

4. если параметрическая адаптация завершилась успешно, то определить значение показателя качества;

5. проверить выполнение условия окончания процесса адаптации: если оно не выполнено, то перейти к шагу 2), а если выполнено – то завершить адаптацию.

В случае множественной линейной регрессии этап структурной адаптации не проводится (ввиду того, что модель по определению линейна), параметрическая адаптация заключается в вычислении вектора коэффициентов модели, оптимальной по методу наименьших квадратов, с помощью соотношений:

$$B = \Phi^{-1} \chi \Psi$$

$$b_0 = \bar{F} - B^t \chi \bar{X}$$

где B – вектор коэффициентов при переменных;

b_0 – постоянный (свободный) член;

Ψ – вектор ковариаций зависимой и независимых переменных;

$\bar{}$ – символ математического ожидания.

В качестве показателя качества множественной линейной регрессии используется оценка наименьшего контраста (M -оценка) – величина, являющаяся решением неявного уравнения:

$$q = \sum_{i=1}^N \rho(x_i, y_i - y^*) \Rightarrow \min,$$

где ρ – некоторая непрерывная дифференцируемая метрика, заданная на декартовом произведении векторов независимой переменной и регрессионных остатков. Это позволяет повысить качество регрессии на «загрязненных» выборках, что часто встречается при распознавании состояний человека [1]. В [6] представлены результаты сравнения классической, нескольких робастных, медианной и стойкой регрессии, по результатам которого теоретически обоснована целесообразность использования *стойкой регрессии*, показатель качества которой при нормальном распределении независимой переменной и регрессионных остатков имеет вид [6]:

$$q = - \sum_{i=1}^N e^{-\frac{1}{4} \left(\left(\sqrt{\frac{N+5}{N+1}} - 1 \right) (x_i - \bar{x}) + t_{K-1}(x_i - \bar{x}) + \frac{(y_i - y_i^*)^2}{\sigma^2} \right)} \Rightarrow \min ,$$

где K - ковариационная матрица независимых переменных;

σ - стандартное отклонение регрессионных остатков (их среднее считается нулевым). При построении стойкой регрессии минимизируются не только регрессионные остатки, но и отклонения независимой переменной от математического ожидания.

При построении регрессий на нормальное распределение следует учитывать, что ввиду маломерности нормального распределения в многомерном случае устойчивые оценки регрессии можно получить только при размерности пространства независимых переменных, не превышающей двух. В остальных случаях многомерные задачи построения регрессии нужно сводить к последовательности двумерных, объединяя полученные частные регрессии.

Кроме вычисления показателя качества необходимо обязательно оценить существенность и адекватность полученного решения. Показатели, используемые с этой целью, изложены, например, в [1].

Методы регрессионного анализа позволяют решить и еще одну важную задачу, возникающую при синтезе аналитического выражения функции формирования ИС – задачу исключения из анализа малоинформативных характеристик состояния, существенно не снижающих показатели качества модели. С этой целью используется *пошаговый регрессионный анализ*, с помощью которого из уравнения исключается один из двух сильно коррелированных друг с другом параметров (независимых переменных). Методика проведения этого анализа изложена в ряде книг, в том числе, в [1].

Для синтеза структуры нелинейной модели при проведении структурной адаптации наиболее часто прибегают к случайному перебору структур (*метод слепого поиска*), с помощью которого пытаются найти вид модели, способной, исходя из интуиции исследователя, обеспечить требуемое постановкой задачи значение показателя качества принятия решения (определяемое только по результатам проведения параметрической адаптации) [1].

При переборе структур следует различать модели, нелинейные по переменным и модели, нелинейные по параметрам. Модели, *нелинейные по переменным*, можно свести к линейным моделям путем выполнения преобразований независимых переменных (логарифмирование, введение новых – фиктивных – переменных, заменяющих нелинейные члены модели и т.п.). Модели, *нелинейные по параметрам*, в виде множественной линейной регрессии не представимы.

Если анализируемая модель нелинейная по переменным, то ее следует свести к линейной и для решения задачи параметрической адаптации использовать вышеописанную процедуру поиска оптимальных коэффициентов линейной регрессии. В случае установления необходимости множественной линейной регрессии исходным данным решение следует искать в классе нелинейных моделей.

Для решения задачи параметрической адаптации нелинейных моделей используются методы нелинейного оценивания, являющиеся оптимизационными методами. Алгоритм подбора оптимальных коэффициентов модели оптимизационным методом состоит из следующих шагов:

1. Определение структуры модели.
2. Задание начальных значений параметров модели и критерия завершения оптимизации.
3. Выполнение оптимизационной процедуры до тех пор, пока не будет выполнено условие завершения оптимизации.
4. Вычисление показателей качества найденной модели.

Начальные значения параметров обычно выбираются случайно, а оптимизация завершается тогда, когда выполнится одно из двух условий:

- процесс продолжается слишком долго (ограничивают максимально допустимое число шагов оптимизации) или
- коэффициенты модели стабилизировались:

$$\|B^i - B^{i-1}\| < \varepsilon_{\text{пор}},$$

где $\varepsilon_{\text{пор}}$ – априорно задаваемый порог.

В качестве метода оптимизации обычно применяется один из методов многомерной безградиентной оптимизации. В большинстве случаев наиболее предпочтительным является выбор метода *Ральсона-Дженриха (DUD-метод)*, поскольку он не требует применения методов дифференциального и интегрального исчисления, что обычно представляет большую трудность (особенно в многомерных пространствах) [1].

После успешного завершения параметрической адаптации для обеспечения более качественной работы алгоритма вычисления ИС, можно попытаться проверить, не остановилась ли работа оптимизационного алгоритма в точке локального, а не глобального (как хотелось бы в идеале) минимума целевой функции. Для этого оптимизационный алгоритм применяют повторно, изменяя начальные условия или шаг коррекции параметров, либо применяют другой оптимизационный метод. Совпадение (близость) решений, полученных разными методами, подкрепляет уверенность в качестве полученного решения. Блок-схема алгоритма формирования аналитического выражения для расчета ИС представлена на рис. 2.

Необходимо отметить две важных особенности:

1) Полной гарантии попадания ИС внутрь диапазона базовой шкалы, ввиду нерепрезентативности исходных данных, дать невозможно в принципе. Поэтому если при расчете ИС полученное значение выходит за диапазон базовой шкалы, то его считают равным значению ИС в граничной точке шкалы. Если выходы значения ИС за границы диапазона случаются часто, то следует подготовить новую обучающую выборку и повторить процедуру синтеза аналитического выражения для расчета ИС.

2) При вычислении ИС по нескольким характеристикам может возникнуть ситуация, в которой, например, аномально большое значение одной характеристики состояния будет «скомпенсировано» аномально малым значением другой ее характеристики, и значение ИС попадет в интервал нормы. Для предотвращения этого в системах принятия решения используют так называемые *семафоры* (сигнальные блоки). Если значение какой-либо характеристики состояния аномально, то семафор, ему соответствующий, активируется, а ИС сразу же присваивается худшее возможное значение.

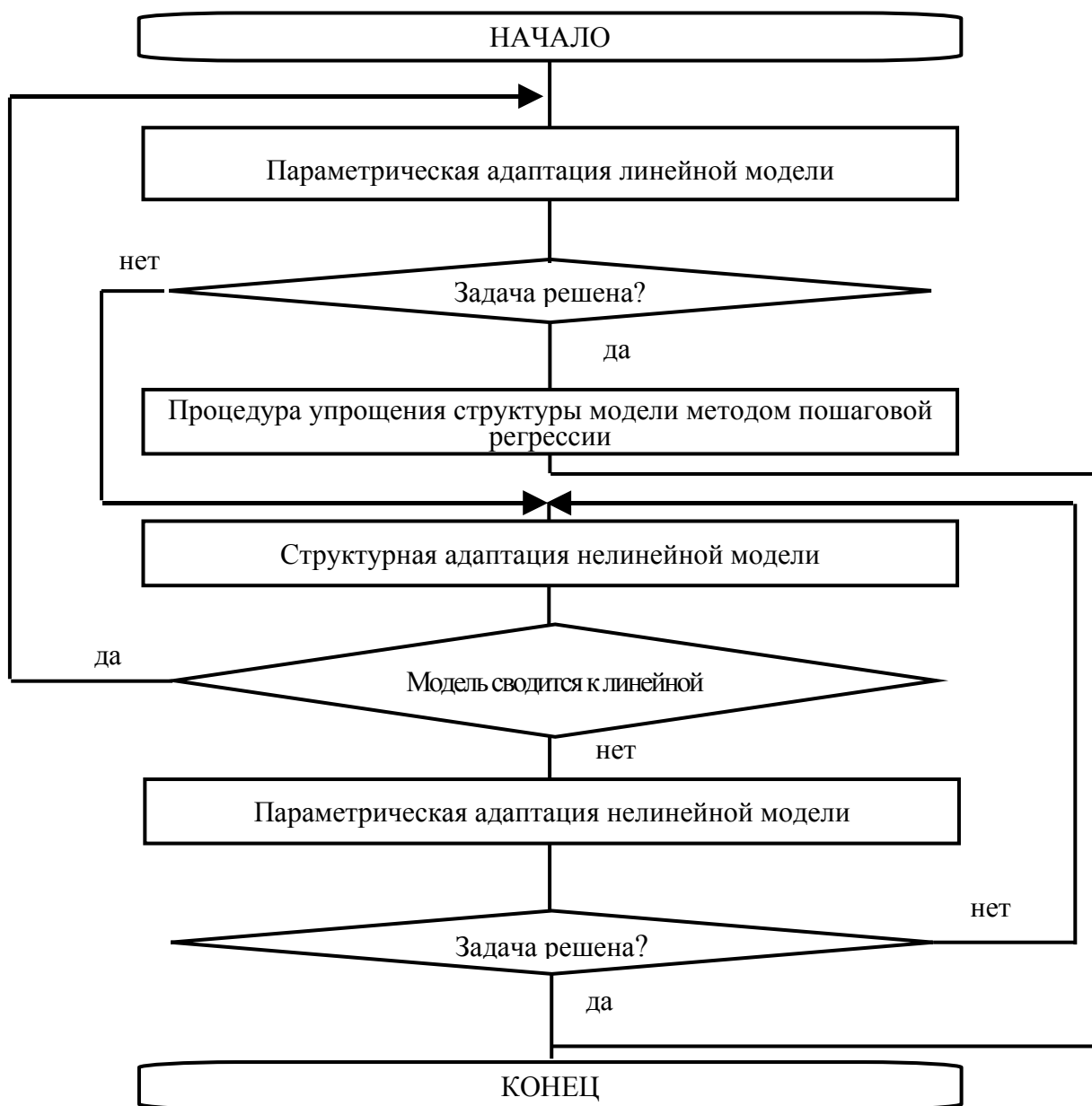


Рис. 2. Алгоритм формирования аналитического выражения для расчета ИС

Результаты синтеза интегрального показателя «Оценка резервов внимания летчика при тренажерной подготовке»

Исходными данными для решения названной задачи были результаты исследований количества безошибочных реакций летчика при выполнении дополнительной задачи (простой сенсомоторной реакции с выбором) до и во время полета на авиационном тренажере (объем выборки 2007 тренировок с участием 270 летчиков) [5]. Применяя изложенные выше теоретические результаты, было установлено, что зависимость между ними оптимально описывается линейной регрессией:

$$\hat{U}_{izm} = aU_{iфон} + b,$$

где $U_{iфон}$ - число правильных ответных реакций за 1 мин, зарегистрированное у i -го летчика в исходном состоянии (фоне),

\hat{U}_{izm} - предсказанное по уравнению регрессии число правильных ответных реакций за 1 мин при выполнении дополнительной задачи» i -м летчиком на этапе полета.

Коэффициенты a и b определялись методом наименьших квадратов по массиву данных, зарегистрированному у летчиков с разным уровнем подготовки в фоне ($U_{iфон}$) и при выполнении анализируемого этапа полета ($U_{iэт}$).

Для нахождения критериальных значений резерва внимания летчика на элементах полета необходимо, после того как найдено уравнение регрессии, определить остаточное среднеквадратическое отклонение:

$$\sigma_{i\bar{y}\hat{y}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{U}_{i\hat{y}\hat{y}} - U_{i\hat{y}\hat{y}})^2 / (n - 2)},$$

где n – объем выборки, по которой определялись коэффициенты уравнения регрессии, а затем, используя уравнение регрессии и $\sigma_{ост}$, построить порядковую шкалу оценок резервов внимания летчика.

Соответствие значений измеряемых параметров $U_{iэт}$ порядковой шкале оценок определяется правилами (отношениями), заданными в конъюнктивной форме (табл. 1).

Таблица 1

Если	То оценка
$U_{iэт} \geq (aU_{iфон} + b + \sigma_{ост})$	5
$[U_{iэт} < (aU_{iфон} + b + \sigma_{ост})] \wedge [U_{iэт} \geq (aU_{iфон} + b)]$	4
$[U_{iэт} < (aU_{iфон} + b)] \wedge [U_{iэт} \geq (aU_{iфон} + b - \sigma_{ост})]$	3
$U_{iэт} < (aU_{iфон} + b - \sigma_{ост})$	2

В качестве примера на рис. 3 показаны построенные по этим правилам нормативные границы $U_{iэт}$ в зависимости от $U_{iфон}$. Верхняя граница соответствует выражению $U_{iэт} = aU_{iфон} + b + \sigma_{ост}$;

средняя - $U_{iэт} = aU_{iфон} + b$;

нижняя - $U_{iэт} = aU_{iфон} + b - \sigma_{ост}$.

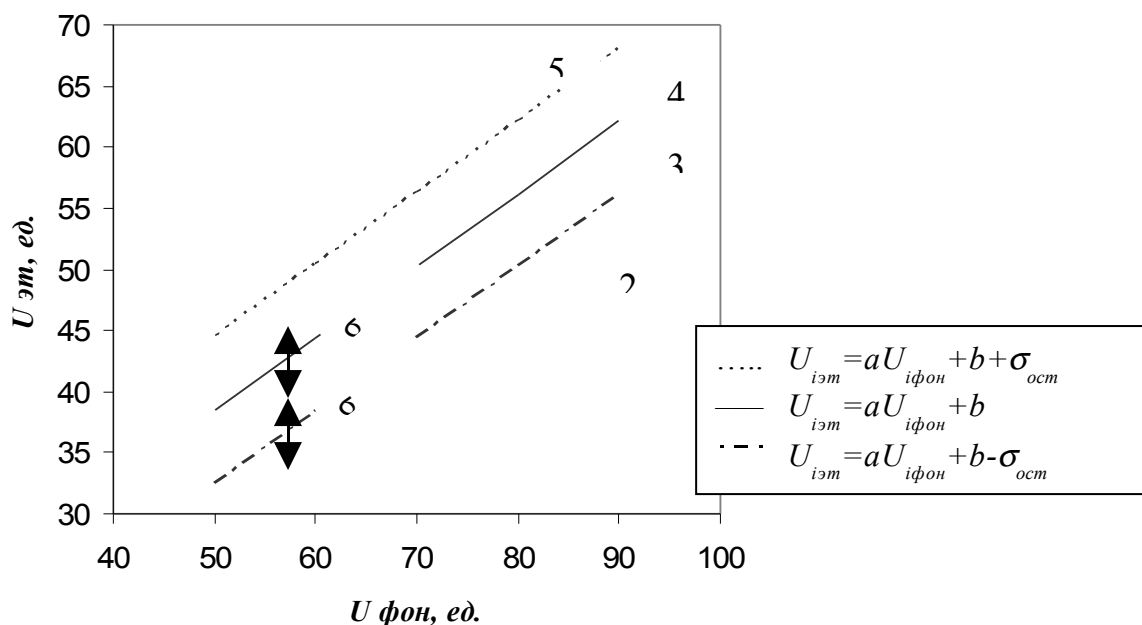


Рис. 3. Нормативные границы количества правильных реакций при работе по методике «Резервы внимания» (по оси абсцисс – число правильных реакций при работе по методике в исходном состоянии (фоне); по оси ординат - число правильных реакций при работе по методике на этапе полета)

Используя данные исследований, были определены коэффициенты представленных выше регрессионных уравнений и остаточные среднеквадратические отклонения для ряда режимов полета. Эти уравнения представлены в таблице 2. Кроме того, в таблице приведены значения коэффициентов детерминации (квадратов коэффициентов корреляции) R^2 и соответствующие им уровни значимости – p (вероятность отвержения нулевой гипотезы, если она верна), которые отражают статистическую существенность уравнений.

Таблица 2

Аналитические зависимости числа правильных реакций летчика при работе с АПК «Резервы» ($ЧПР_{эм}$) на этапах полета от фоновых значений ($ЧПР_{фон}$)

Этап полета	Уравнение регрессии	$\sigma_{ост}$	R^2	p
Горизонтальный полет, набор высоты развороты, виражи, снижение	$ЧПР_{эм}=0,59ЧПР_{фон}+9$	6,0	0,76	< 0,01
Обнаружение цели	$ЧПР_{эм}=0,43ЧПР_{фон}+9,9$	6,8	0,73	< 0,01
Захват цели	$ЧПР_{эм}=0,37ЧПР_{фон}+2,6$	7,6	0,65	< 0,01
Заход на посадку	$ЧПР_{эм}=0,26ЧПР_{фон}+9,4$	7,4	0,66	< 0,01

Воспользовавшись правилами перевода показателя числа правильных реакций летчика на этапе полета ($U_{iэм}$) в порядковую шкалу оценок (табл. 1) и уравнениями регрессии (табл. 2), можно записать эти правила для различных этапов полета (табл. 3).

Таблица 3

Логические функции, используемые для определения оценки (в баллах) результата работы по методике «Резервы внимания»

Оценка	Этапы полета			
	Горизонтальный полет, набор высоты развороты, виражи, снижение	Обнаружение объекта	Захват объекта	Заход на посадку
Отлично(5)	$ЧПР_{эм} \geq 0,59ЧПР_{фон} + 15$	$ЧПР_{эм} \geq 0,43ЧПР_{фон} + 16,7$	$ЧПР_{эм} \geq 0,37ЧПР_{фон} + 10,2$	$ЧПР_{эм} \geq 0,26ЧПР_{фон} + 16,8$
Хорошо (4)	$[ЧПР_{эм} < (0,59ЧПР_{фон} + 15)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,59ЧПР_{фон} + 9)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,43ЧПР_{фон} + 15)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,43ЧПР_{фон} + 9,9)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,37ЧПР_{фон} + 10,2)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,37ЧПР_{фон} + 2,6)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,26ЧПР_{фон} + 16,8)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,26ЧПР_{фон} + 9,4)]$
Удовлетворительно (3)	$[ЧПР_{эм} < (0,59ЧПР_{фон} + 9)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,59ЧПР_{фон} + 3)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,43ЧПР_{фон} + 9,9)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,43ЧПР_{фон} + 3,1)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,37ЧПР_{фон} + 2,6)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,37ЧПР_{фон} - 5,0)]$	$[ЧПР_{эм} < (0,26ЧПР_{фон} + 9,4)] \wedge [ЧПР_{эм} \geq (0,37ЧПР_{фон} - 2,0)]$
Неудовлетворительно (2)	$ЧПР_{эм} < (0,59ЧПР_{фон} + 3)$	$ЧПР_{эм} < (0,43ЧПР_{фон} + 3,1)$	$ЧПР_{эм} < (0,37ЧПР_{фон} - 5,0)$	$ЧПР_{эм} < (0,26ЧПР_{фон} - 2,0)$

Итоговая балльная оценка резервов внимания летчика привязана к принятой в авиации шкале эффективности выполнения полетного задания и является основной для получения психофизиологической оценки его подготовленности на авиационном тренажере. Однако она достаточно груба (всего 4 градации), что не позволяет детально проследить динамику становления летного навыка в процессе тренажерной подготовки, установить причины снижения резерва внимания летчика и интерпретировать полученную оценку. В связи с этим инструктору необходимо иметь информацию и о других показателях, характеризующих структурные компоненты резервов внимания. В состав этих показателей помимо числа правильных реакций $ЧПР_{эм}$ должны входить:

- число ответных реакций летчика на тестовые сигналы (число нажатий на кнопки) за 1 мин – $ЧР_{эм}$;

- число ошибочных ответных реакций (число нажатий кнопок, не соответствующих предъявляемому цвету или сумме цифр) за 1 мин – $ЧОР_{эм}$;
- отношение $ЧОР_{эм}/ЧПР_{эм}$;
- показатель резервов внимания ($PВ$) в %, $PВ_{эм} (ЧПР_{эм} / ЧПР_{фон}) \times 100$.

Практическое использование предлагаемой технологии синтеза интегральных показателей психофизиологического состояния летного экипажа для оценки внимания летчика при проведении тренажерной подготовки летного состава в ходе переучивания на новую технику и обучения курсантов авиационных училищ показало их высокую эффективность, выразившуюся в повышении надежных характеристик пространственной ориентировки летчиков в полете, о чем свидетельствует:

- уменьшение времени принятия решения на продолжение полета при опознании отклонений параметров от требуемых значений в процессе сложного пилотажа в 1,8 раза, при выводе из сложного положения в 2,3 раза;
- увеличение времени контроля внекабинного пространства на сложном пилотаже в 2,8 раза.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, грант № 06-08-01518-а.

Литература

1. Богомолов А.В., Гридин Л.А., Кукушкин Ю.А., Ушаков И.Б. Диагностика состояния человека: математические подходы. – М.: Медицина, 2003. – 464 с.
2. Ворона А.А., Гандер Д.В., Пономаренко В.А. Теория и практика психологического обеспечения летного труда – М.: Воениздат, 2003. – 278 с.
3. Жернавков В.Ф., Козловский Э.А. Психофизиологическая оценка подготовленности летчика на пилотажных тренажерах /Под ред. В.А. Бодрова. - М.: Воениздат, 1981. – 55 с.
4. Кукушкин Ю.А., Богомолов А.В. Методика синтеза показателя психофизиологического напряжения оператора //Медицинская техника, № 4, 2001. - С. 29-33.
5. Кукушкин Ю.А., Козловский Э.А., Пономаренко А.В., Цигин Ю.П., Страмнов С.Б. Технология автоматизированного оценивания резервов внимания летчика в процессе подготовки на авиационном тренажере // Мехатроника, автоматизация, управление, № 2, 2007 (в печати).
6. Шурыгин А.М. Регрессия: выбор модели и устойчивое оценивание. //Автоматика и телемеханика, № 11, 1996. - С. 73 – 86.